

TUGAS AKHIR - KS141501

ANALISIS FAKTOR YANG MEMPENGARUHI CAPAIAN AKADEMIK MAHASISWA PROGRAM SARJAN INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER MENGGUNAKAN REGRESI LOGISTIK ORDINAL

**RINDANG CAHYANING
NRP 5211 100 113**

**Dosen Pembimbing
Renny Pradina K, S.T., M.T.
Retno Aulia Vinarti, S.Kom., M.Kom.**

**JURUSAN SISTEM INFORMASI
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2014**

Halaman ini sengaja dikosongkan



FINAL PROJECT - KS141501

***ANALYZING FACTORS AFFECTING UNDERGRADUATE
STUDENTS ACADEMIC ACHIEVEMENT IN INSTITUT
TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER USING ORDINAL LOGISTIC
REGRESSION***

**RINDANG CAHYANING
NRP 5211 100 113**

**Supervisor
Renny Pradina K, S.T., M.T.
Retno Aulia Vinarti, S.Kom., M.Kom.**

**DEPARTMENT OF INFORMATION SYSTEM
Faculty of Information Technology
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015**

Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN

ANALISIS FAKTOR YANG MEMPENGARUHI CAPAIAN AKADEMIK MAHASISWA PROGRAM SARJANA INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER MENGGUNAKAN REGRESI LOGISTIK ORDINAL

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat

Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

pada

Jurusan Sistem Informasi

Fakultas Teknologi Informasi

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

RINDANG CAHYANING

NRP 5211 100 113

Surabaya, Juli 2015

Ketua Jurusan Sistem Informasi

Dr. Eng. FEBRIYANSAMOPA, S. Kom, M. Kom

NIP. 1973 0219 1998 02 1001



LEMBAR PERSETUJUAN

ANALISIS FAKTOR YANG MEMPENGARUHI CAPAIAN AKADEMIK MAHASISWA PROGRAM SARJANA INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER MENGGUNAKAN REGRESI LOGISTIK ORDINAL

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

pada

Jurusan Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

RINDANG CAHYANING

NRP. 5211 100 0113

Disetujui Tim Penguji : Tanggal Ujian : 7 Juli 2015

Periode Wisuda : September 2015

Renny Pradina K, S.T., M.T.


(Pembimbing I)

Retno Aulia V, S.Kom., M.Kom.


(Pembimbing II)

Mahendrawati ER, S.T., M.T., PhD


(Penguji I)

Amna Shifia N, S.Kom., M.Sc.


(Penguji II)

**ANALISIS FAKTOR YANG MEMPENGARUHI
CAPAIAN AKADEMIK MAHASISWA PROGRAM
SARJANA INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH
NOPEMBER MENGGUNAKAN REGRESI LOGISTIK
ORDINAL**

Nama Mahasiswa : Rindang Cahyaning

NRP : 5211 100 113

Jurusan : Sistem Informasi FTIF-ITS

Dosen Pembimbing : Renny Pradina K, S.T., M.T.

Retno Aulia V, S.Kom., M.Kom

ABSTRAK

Capaian belajar atau prestasi akademik merupakan suatu bukti keberhasilan belajar seseorang. Keberhasilan belajar atau capaian akademik pada tahap sarjana dapat diukur dari nilai IPK serta lama studi. Selain sebagai ukuran keberhasilan mahasiswa dalam studi, IPK serta lama studi keduanya merupakan indikator yang digunakan untuk menilai mutu suatu program studi. Oleh karenanya analisis terhadap faktor-faktor yang dapat mempengaruhi capaian akademik mahasiswa merupakan hal yang penting untuk dilakukan. Banyak faktor yang dapat mempengaruhi capaian akademik mahasiswa, salah satunya adalah faktor latar belakang serta pengalaman perkuliahan. Beberapa penelitian sebelumnya menyebutkan adanya hubungan positif dan signifikan antara kondisi latar belakang serta pengalaman pra-perkuliahan dengan capaian akademik mahasiswa.

Metode yang digunakan dalam analisis terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi capaian akademik mahasiswa adalah metode regresi logistik ordinal. Dalam tugas akhir ini variabel independen yang digunakan adalah faktor-faktor latar belakang dan pengalaman pada tahap pra-perkuliahan

yang meliputi jenis kelamin, jenis SMA, jalur masuk, kondisi sosial ekonomi, asal daerah, IPM daerah dan pilihan jurusan. Sedangkan variabel respon yang digunakan adalah lama studi dan IPK mahasiswa.

Hasil analisis regresi logistik ordinal pada model terbaik didapatkan faktor yang signifikan mempengaruhi lama studi mahasiswa adalah jenis kelamin, jurusan, dan jalur masuk, sedangkan faktor yang signifikan mempengaruhi IPK adalah jenis kelamin, jalur masuk, jurusan, kondisi sosial ekonomi, dan asal daerah. Hasil klasifikasi data training dan data testing untuk masing-masing variabel respon lama studi dan IPK adalah 61,7% dan 63,17%, serta 59,06% dan 48,86%.

Kata Kunci: Capaian akademik, Regresi logistik ordinal, Faktor latar belakang, Pra-perkuliahan

**ANALYZING FACTORS AFFECTING
UNDERGRADUATE STUDENT ACADEMIC
ACHIEVEMENT IN INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH
NOPEMBER USING ORDINAL LOGISTIC REGRESSION**

Name : Rindang Cahyaning
NRP : 5211 100 113
Major : Sistem Informasi FTIF-ITS
Supervisor : Renny Pradina K, S.T., M.T.
Retno Aulia V, S.Kom., M.Kom

ABSTRACT

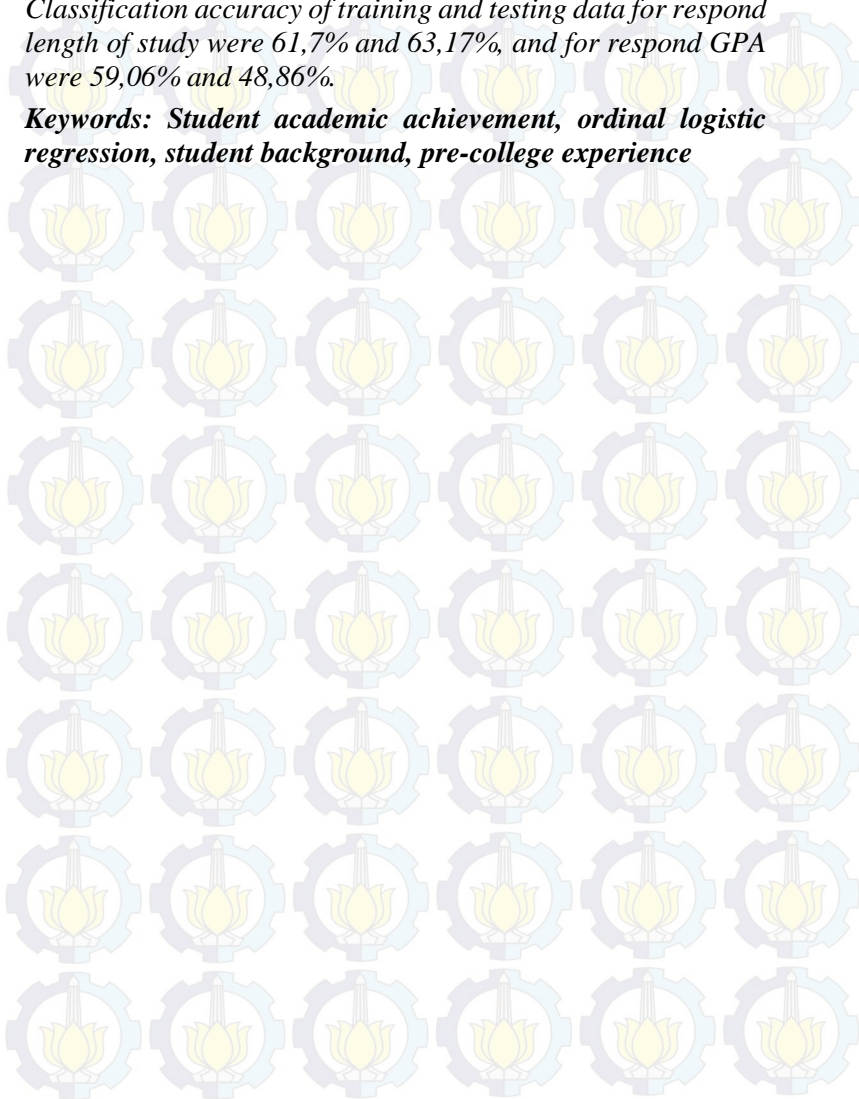
Student academic achievement is evidence of someone's learning success. Learning success at the undergraduate level can be measured by grade point average (GPA) and length of study. Besides being measurement of student success, both GPA and length of study are indicators which is used to assess the quality of department. Therefore, it's important to analyze factors that can affect student academic achievement. There are many factors that can affect student academic achievement, one of the factors is student background and pre-college experience. Some previous studies mention the positive and significant correlation between student background and pre-college experience with student academic achievement.

In this study method that was used to analyze factors affecting student academic achievement is ordinal logistic regression. In this thesis the independents variables were factors on student background and pre-college experiences, they are gender, type of high school, entry mode, major of study, social economic condition, hometown, and human development index of their hometown. And the dependents variable were GPA and student's length of study.

The result of ordinal logistic regression analysis from the best model obtained the significant factors that affect length of study were gender, major of study, and entry mode. While the

significant factors that affect GPA were gender, entry mode, major of study, social economic condition, and hometown. Classification accuracy of training and testing data for respond length of study were 61,7% and 63,17%, and for respond GPA were 59,06% and 48,86%.

Keywords: Student academic achievement, ordinal logistic regression, student background, pre-college experience



KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis tuturkan ke hadirat Allah SWT yang telah memberikan kekuatan dan kehidupan untuk penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan tugas akhir dengan judul:

ANALISIS FAKTOR YANG MEMPENGARUHI CAPAIAN AKADEMIK MAHASISWA PROGRAM SARJANA INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPMEBER MENGGUNAKAN REGRESI LOGISTIK ORDINAL

Tugas akhir ini tidak akan pernah terwujud tanpa bantuan dan dukungan dari berbagai pihak yang telah meluangkan waktu, tenaga dan pikirannya bagi penulis untuk menyelesaikan tugas akhir ini. Pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak di bawah ini, yaitu:

- Bapak Prof. Ir. Arif Djunaidy, M.Sc, Ph.d selaku ketua Laboratorium Sistem Pendukung Keputusan (SPK) yang telah memberikan kesempatan kepada penulis untuk melanjutkan penelitian.
- Ibu Renny Pradina, S.T, M.T, selaku dosen pembimbing I yang telah meluangkan waktu dan pikiran beliau untuk membimbing dan mengarahkan penulis dalam pengerjaan tugas akhir ini.
- Ibu Retno Aulia Vinarti, S.Kom, M.Kom, selaku dosen pembimbing II yang telah meluangkan waktu dan pikiran beliau untuk membimbing dan mengarahkan penulis dalam pengerjaan tugas akhir ini.
- Ibu Rakhmi Budi Fatonah, selaku staf Badan Akademik dan Perencanaan (BAKP) ITS yang telah membantu dalam proses pengambilan data penelitian.
- Seluruh staf jurusan Sistem Informasi dan Asisten Laboratorium Sistem Pendukung Keputusan dan

Intelejensia Bisnis yang telah membantu dalam hal administrasi.

- Keluarga penulis yang selalu memberikan doa, motivasi, serta dukungan kepada penulis, baik sebelum maupun saat mengerjakan tugas akhir.
- Teman-teman Sistem Informasi angkatan 2011 yang telah memberikan doa dan menularkan semangatnya, sehingga tugas akhir ini dapat terselesaikan.
- Teman-teman kos GW 18 yang selalu memberikan motivasi dan keceriaan.
- Teman-teman Sobat Bumi Pertamina Foundation yang selalu memberikan inspirasi dan dukungan moral.

Penulis pun menyadari bahwa tugas akhir ini masih belum sempurna dengan segala kekurangan di dalamnya. Oleh karena itu penulis memohon maaf atas segala kekurangan dan kekeliruan yang ada di dalam tugas akhir ini. Penulis membuka pintu selebar-lebarnya bagi pihak-pihak yang ingin memberikan kritik dan saran bagi penulis untuk menyempurnakan tugas akhir ini. Semoga tugas akhir ini dapat bermanfaat bagi seluruh pembaca.

Surabaya, Juli 2015

Penulis

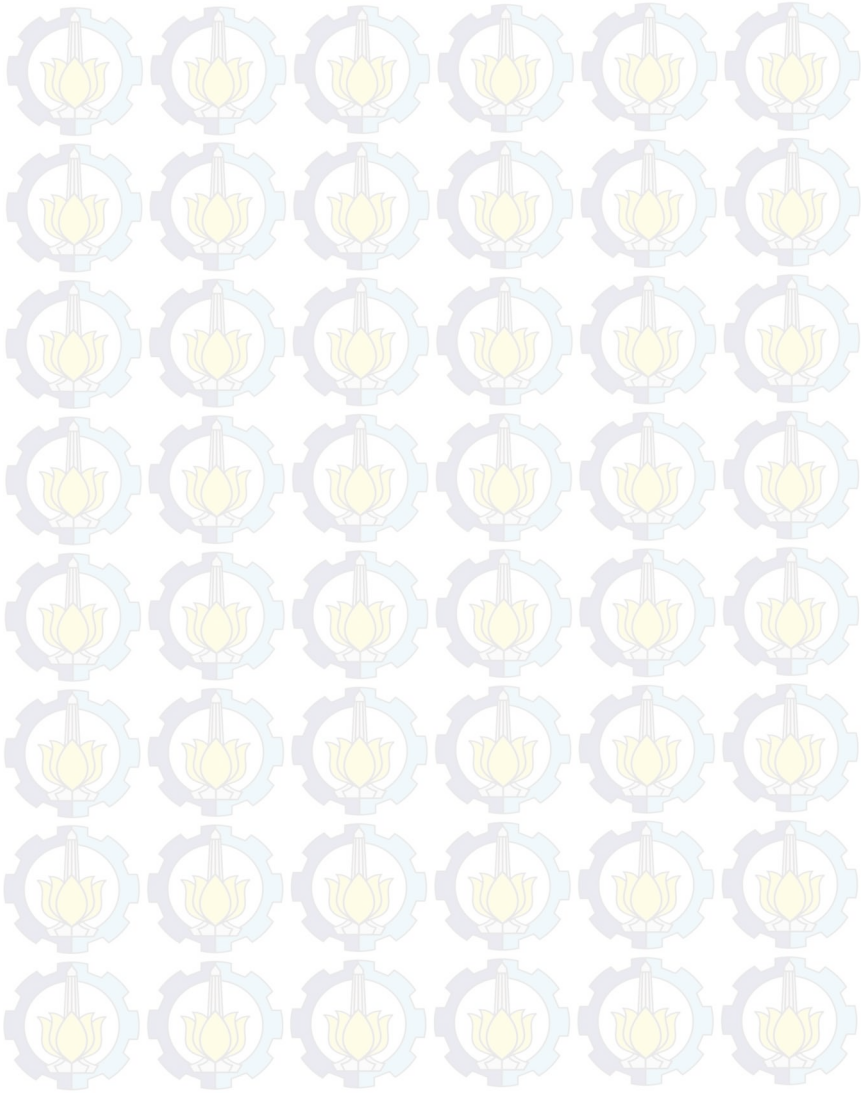
DAFTAR ISI

ABSTRAK.....	ix
ABSTRACT	xi
KATA PENGANTAR.....	xiii
DAFTAR ISI	xv
DAFTAR GAMBAR.....	xix
DAFTAR TABEL	xxi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	8
1.3. Tujuan Penelitian.....	8
1.4. Batasan Masalah.....	8
1.5. Manfaat Penelitian.....	9
1.6. Relevansi	9
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	11
2.1. <i>Data mining</i>	11
2.1.1. <i>Data Mining</i> dalam Pendidikan (<i>Educational Data Mining</i>)	11
2.1. Regresi Logistik Ordinal	13
2.1.1. Estimasi Parameter	14
2.1.2. Pengujian Estimasi Parameter	14
2.1.3. Uji Kesesuaian Model	15
2.1.4. <i>Odds Ratio</i>	16
2.1.5. <i>Pseudo R-square</i>	17
2.2. Indeks Prestasi dan Lama Tempuh Studi	18
2.3. Definisi Capaian Akademik atau Prestasi Belajar	19

2.4. Faktor yang Mempengaruhi Capaian Akademik Mahasiswa	20
2.5. Prosedur Klasifikasi	28
BAB III METODOLOGI	31
3.1. Identifikasi Masalah	32
3.2. Pendefinisian batasan dan tujuan tugas akhir	32
3.3. Studi literatur	32
3.4. Pengumpulan data	32
3.5. Data preprocessing	33
3.6. Data Processing	34
3.7. Evaluasi model regresi logistik	36
3.8. Kesimpulan dan saran/ rekomendasi	37
BAB IV PERANCANGAN PENELITIAN	39
4.1. Rancangan Analisis Data	39
4.2. Obyek dan Populasi Penelitian	41
4.3. Operasionalisasi Variabel Penelitian	42
4.3.1. Model Konseptual	42
4.3.2. Definisi operasional variabel	43
4.3.3. Transformasi data	47
4.3.4. Variabel penelitian	51
BAB V IMPLEMENTASI	55
5.1. Membagi data <i>training</i> dan data <i>testing</i>	55
5.2. Analisis statistik deskriptif	55
5.2.1. Analisis statistik deskriptif variabel dependen	56
5.2.2. Analisis statistik deskriptif variabel independen	58
5.2.3. Analisis statistik deskriptif variabel independen terhadap variabel dependen	62

5.3. Pembentukan Model Regresi Logistik Ordinal	81
5.3.1. Pembentukan model untuk variabel Respon Lama Studi	82
5.3.2. Pembentukan model untuk variabel Respon IPK 102	
BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN	115
6.1. Hasil analisis statistik deskriptif	115
6.2. Hasil pemodelan regresi logistik ordinal	118
6.2.1. Pemilihan model terbaik	119
1. Variabel respon lama studi	119
2. Variabel respon IPK	125
BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN	135
7.1. Kesimpulan	135
7.2. Saran	136
DAFTAR PUSTAKA	139
BIODATA PENULIS	145
LAMPIRAN A	A-1
LAMPIRAN B	B-1
LAMPIRAN C	C-1
LAMPIRAN D	D-1

Halaman ini sengaja dikosongkan



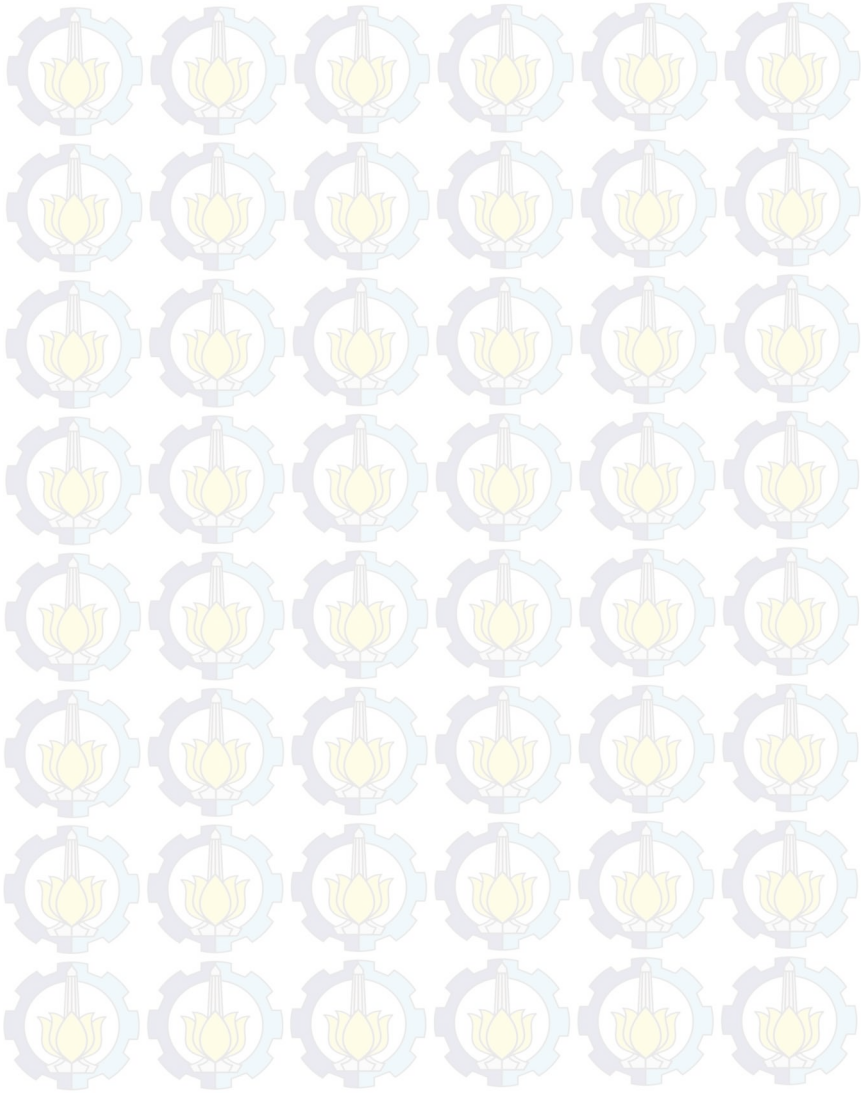
DAFTAR TABEL

Tabel 1. 1 Variabel demografi dan latar belakang yang mempengaruhi capaian akademik	2
Tabel 1. 2 Metode analisis faktor	4
Tabel 2. 1 Tabel ketepatan klasifikasi Johnson dan Wichern	28
Tabel 4. 1 Hasil diskritisasi variabel IPK.....	48
Tabel 4. 2 Hasil diskritisasi IPK dengan 4 bin.....	48
Tabel 4. 3 Kategori lama tempuh studi	49
Tabel 4. 4 Kategori IPM daerah	50
Tabel 4. 5 Kategori Asal Daerah	50
Tabel 4. 6 Variabel penelitian	51
Tabel 5. 1 Statistik deskriptif variabel respon IPK	56
Tabel 5. 2 Statistik deskriptif variabel respon lama tempuh studi	57
Tabel 5. 3 Analisis statistik deskriptif variabel independen...	58
Tabel 5. 4 Tabulasi silang lama studi dan jenis kelamin.....	63
Tabel 5. 5 Tabulasi silang lama studi dan jenis SMA	63
Tabel 5. 6 Tabulasi silang lama studi dan jalur masuk	64
Tabel 5. 7 Tabulasi silang lama studi dan pendapatan orang tua	66
Tabel 5. 8 Tabulasi silang lama studi dan pekerjaan orang tua	67
Tabel 5. 9 Tabulasi silang lama studi dan asal daerah	68
Tabel 5. 10 Tabulasi silang lama studi dan kategori IPM	69
Tabel 5. 11 Tabulasi silang lama studi dan jurusan	70
Tabel 5. 12 Tabulasi silang IPK dan jenis kelamin	72
Tabel 5. 13 Tabulasi silang IPK dan jenis SMA	73
Tabel 5. 14 Tabulasi silang IPK dan jalur masuk.....	74
Tabel 5. 15 Tabulasi silang IPK dan pendapatan orang tua ...	75
Tabel 5. 16 Tabulasi silang IPK dan pekerjaan orang tua.....	77
Tabel 5. 17 Tabulasi silang IPK dan asal daerah	78
Tabel 5. 18 Tabulasi silang IPK dan kategori IPM	79
Tabel 5. 19 Tabulasi silang IPK dan jurusan.....	80
Tabel 5. 20 Hasil uji multikolinearitas var. respon lama studi	82
Tabel 5. 21 Nilai z-score variabel jenis kelamin	84

Tabel 5. 22 Nilai <i>z-score</i> variabel jenis SMA.....	84
Tabel 5. 23 Nilai <i>z-score</i> variabel jalur masuk.....	85
Tabel 5. 24 Nilai <i>z-score</i> variabel pendapatan orang tua.....	85
Tabel 5. 25 Nilai <i>z-score</i> variabel pekerjaan orang tua	86
Tabel 5. 26 Nilai <i>z-score</i> variabel asal daerah.....	86
Tabel 5. 27 Nilai <i>z-score</i> variabel IPM.....	87
Tabel 5. 28 Nilai <i>z-score</i> variabel jurusan	87
Tabel 5. 29 Hasil pengujian individu respon lama studi partisi data 60:40	89
Tabel 5. 30 Nilai loglikelihood.....	92
Tabel 5. 31 Hasil pengujian parameter secara serentak.....	92
Tabel 5. 32 Hasil klasifikasi data training variabel respon lama studi partisi data 60:40.....	93
Tabel 5. 33 Hasil klasifikasi data testing variabel respon lama studi partisi data 60:40.....	94
Tabel 5. 34 Hasil pengujian serentak var. respon lama studi partisi data 70:30	95
Tabel 5. 35 Ketepatan klasifikasi data training var. respon lama studi partisi data 70:30.....	96
Tabel 5. 36 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon lama studi partisi data 70:30.....	96
Tabel 5. 37 Hasil pengujian parameter serentak var. respon lama studi kombinasi data 80:20.....	97
Tabel 5. 38 Ketepatan klasifikasi data training var. respon lama studi partisi data 80:20.....	98
Tabel 5. 39 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon lama studi partisi data 80:20.....	99
Tabel 5. 40 Nilai loglikelihood.....	100
Tabel 5. 41 Ketepatan klasifikasi data training var. respon lama studi partisi data 90:10.....	101
Tabel 5. 42 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon lama studi partisi data 90:10.....	101
Tabel 5. 43 Kategori basis variabel respon IPK	102
Tabel 5. 44 Uji multikolinearitas var. respon IPK.....	103
Tabel 5. 45 Pengujian parameter secara serentak var. respon IPK kombinasi data 60:40	104

Tabel 5. 46 Ketepatan klasifikasi data training var. respon IPK partisi data 60:40	105
Tabel 5. 47 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon IPK partisi data 60:40	105
Tabel 5. 48 Pengujian serentak var. respon IPK partisi data 70:30.....	106
Tabel 5. 49 Ketepatan klasifikasi data training var. respon IPK partisi data 70:30	107
Tabel 5. 50 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon IPK partisi data 70:30	108
Tabel 5. 51 Pengujian serentak var. respon IPK partisi data 80:20.....	109
Tabel 5. 52 Ketepatan klasifikasi data training var. respon IPK partisi data 80:20	110
Tabel 5. 53 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon IPK partisi data 80:20	110
Tabel 5. 54 Pengujian serentak var. respon IPK partisi data 90:10.....	111
Tabel 5. 55 Ketepatan klasifikasi data training var. respon IPK partisi data 90:10	112
Tabel 5. 56 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon IPK partisi data 90:10	113
Tabel 6. 1 Hasil pemodelan regresi logistik ordinal var. respon lama studi	119
Tabel 6. 2 Nilai <i>odds ratio</i> model terpilih variabel respon lama studi	120
Tabel 6. 3 Hasil pemodelan regresi logistik ordinal variabel IPK	125
Tabel 6. 4 Nilai p-value, koefisien, dan odds ratio model terpilih variabel respon IPK.....	127

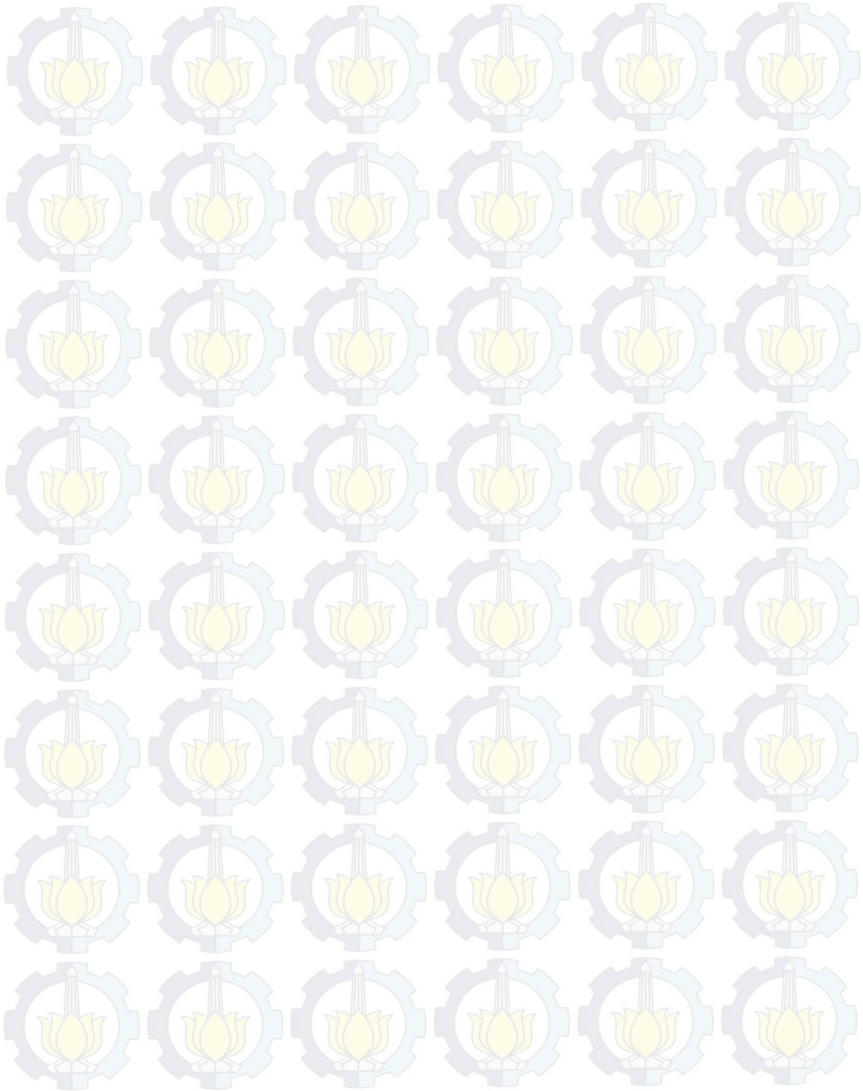
Halaman ini sengaja dikosongkan



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Pengalaman Pra Perkuliahan dan Karakteristik Latar Belakang Mahasiswa	20
Gambar2.2 Faktor pada Tahap perkuliahan yang mempengaruhi prestasi mahasiswa	27
Gambar 3. 1 Metodologi pengerjaan tugas akhir	31
Gambar 3. 2 Pemodelan dengan regresi logistik ordinal.....	35
Gambar 4. 1 Model Konseptual	43
Gambar 5. 1 Diagram pie lama tempuh studi.....	57

Halaman ini sengaja dikosongkan



BAB I

PENDAHULUAN

Pada bab ini, akan dijelaskan tentang latar belakang masalah, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan tugas akhir, manfaat, dan relevansi kegiatan tugas akhir.

1.1. Latar Belakang

Prestasi belajar atau capaian akademik merupakan suatu bukti keberhasilan belajar seseorang [1]. Keberhasilan belajar mahasiswa dapat diukur oleh dua keluaran (*outcome*) yaitu prestasi akademik yang ditunjukkan oleh nilai atau Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) dan keuntungan ekonomis serta kualitas hidup setelah lulus kuliah [2]. Sedangkan Ratnasari dalam penelitiannya menyebutkan bahwa terdapat dua hal yang perlu diperhatikan dalam pengukuran keberhasilan mahasiswa dalam studi, yaitu Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) dan lama tempuh studi [3]. Selain sebagai ukuran keberhasilan mahasiswa dalam studi, baik IPK maupun lama studi, keduanya merupakan indikator dalam penjaminan mutu perguruan tinggi. IPK dan lama tempuh studi termasuk dalam elemen penilaian akreditasi yang dilakukan oleh Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi (BAN-PT) [4] maupun Badan Akreditasi Internasional seperti *Asean University Network* (AUN) [5], serta bagian dari indikator Sistem Penjaminan Mutu Internal (SPMI) perguruan tinggi yang memiliki bobot cukup tinggi dalam penilaian mutu program studi [6]. Hal tersebut menunjukkan bahwa IPK serta lama studi merupakan faktor yang dapat menentukan kualitas suatu program studi dan institusi. Oleh karena itu capaian IPK dan lama tempuh studi merupakan hal yang penting untuk diperhatikan oleh perguruan tinggi.

Banyak faktor yang dapat mempengaruhi capaian akademik mahasiswa. Faktor tersebut dapat berupa faktor demografi (usia, ras, dan jenis kelamin), latar belakang pendidikan, kepribadian (*personality*) [7], faktor intelektual (bakat, kapasitas belajar, kecerdasan, dan hasil capaian belajar), serta faktor non-intelektual (sosial, keluarga, metode belajar serta

lingkungan) [8]. Kuh dkk. menyebutkan faktor yang dapat mempengaruhi prestasi akademik (*academic achievement*) dapat dibagi menjadi dua tahap yaitu tahap pengalaman pra perkuliahan dan latar belakang serta pengalaman selama perkuliahan (perilaku, kondisi institusi, dan keterlibatan mahasiswa). Pada tahap pra perkuliahan dan karakteristik latar belakang mahasiswa faktor-faktor yang dapat mempengaruhi antara lain pilihan saat pendaftaran, persiapan akademis (prestasi akademis pada tingkat pendidikan sebelumnya, kecerdasan, dan kesiapan kuliah), dukungan keluarga, motivasi belajar, serta demografi (ras, *gender*, dan kondisi sosial ekonomi). Sedangkan pada tahap perkuliahan faktor yang dapat mempengaruhi diantaranya adalah perilaku mahasiswa, motivasi belajar, pengaruh teman sebaya, lingkungan kampus, dan proses pembelajaran yang berlangsung di universitas [2]. Menurut beberapa penelitian sebelumnya terdapat hubungan antara karakteristik latar belakang serta pengalaman pra perkuliahan dengan capaian prestasi akademik mahasiswa, namun keterkaitan tersebut dapat berbeda ataupun sama antar satu penelitian dengan penelitian yang lain, hal tersebut disebabkan karena jenis dan jumlah data yang digunakan selalu berbeda. Berikut merupakan rangkuman mengenai faktor-faktor latar belakang dan demografi yang dapat mempengaruhi capaian akademik mahasiswa berdasarkan penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya.

Tabel 1. 1 Variabel demografi dan latar belakang yang mempengaruhi capaian akademik

Nama Peneliti	Variabel latar belakang dan demografi
Al Fattah dkk. [9] Golding dkk. [10] Garcia dkk. [11] Wook dkk. [7] Rusli dkk. [12] Nghe dkk. [13]	Jenis kelamin
Handayani dkk. [14]	Jalur masuk

Nama Peneliti	Variabel latar belakang dan demografi
Wijayanti dkk. [15]	
Wook dkk. [7] Shana dkk. [16] Rusli dkk. [12]	Asal daerah
Bary dkk. [17] Shana dkk. [16]	Status sosial dan ekonomi (pendidikan, status pekerjaan, dan pendapatan orang tua)
Eskew dan Faley [18]	Nilai akademik pada pendidikan sebelumnya
Budiati dkk. [19]	Jurusan
Kuh dkk. [2]	Prestasi pada jenjang sebelumnya, kecerdasan, kesiapan kuliah, dukungan keluarga, motivasi belajar, <i>gender</i> , ras, dan kondisi sosial ekonomi
Padmini dkk [20]	Jurusan, IPK, Jenis kelamin, Asal SMA, NEM, Jalur Masuk, Lama Skripsi, Pendidikan orang tua, Pekerjaan orang tua, jumlah tanggungan orang tua
Wijayanti [15]	Jalur masuk, Indeks Pembangunan daerah

Data demografi serta latar belakang mahasiswa salah satunya dapat diperoleh dari basis data perguruan tinggi. Untuk menganalisis hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor dapat digunakan analisis statistik maupun teknik *data mining*. Analisis statistik yang dapat digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel respon dan prediktor adalah analisis regresi, sedangkan

teknik *data mining* yang dapat digunakan anantara lain adalah klasifikasi maupun asosiasi.

Metode yang dapat digunakan dalam analisis faktor yang berpengaruh terhadap capaian akademik dirangkum dalam tabel di bawah ini.

Tabel 1. 2 Metode analisis faktor

Nama Peneliti	Metode	Variabel respon	Variabel prediktor
Al Fattah [9]	Regresi logistik ordinal dan regresi probit ordinal	Lama studi	Nilai TPA, nilai TOEFL, Jenis kelamin, kesesuaian bidang, IPK S1, Usia, Fakultas, Pekerjaan
Hadi [21]	Regresi logistik biner	Lama studi	Toefl, usia, IPK S1, lama tunggu, Status, Asal daerah, Sumber dana, lama tunggu
Ismalikhah [22]	Regresi logistik ordinal	Predikat Kelulusan	Fakultas, jenis kelamin, asal daerah, pekerjaan orang tua, pendapatan, jalur masuk

Nama Peneliti	Metode	Variabel respon	Variabel prediktor
Simatupang [23]	CART dan CHAID	IPK	Kesehatan, motivasi, sikap belajar, lingkungan kampus, lingkungan keluarga
Padmini dkk [20]	CHAID	Lama Studi	Jurusan, IPK, Jenis kelamin, Asal SMA, NEM, Jalur Masuk, Lama Skripsi, Pendidikan orang tua, Pekerjaan orang tua, jumlah tanggungan orang tua
Aromolaran dkk. [24]	Regresi Logistik Biner	IPK	Jenis Kelamin, Usia, kelas, status pernikahan, Fakultas, Tempat tinggal, Pemasukan, keaktifan organisasi, keaktifan

Nama Peneliti	Metode	Variabel respon	Variabel prediktor
			dalam klub olahraga
Adejumo dkk [25]	Regresi Logistik Biner	IPK	Jurusan, Usia ketika masuk, jenis kelamin, Jalur Masuk
Rajandran dkk [26]	Regresi Logistik Multinomial	IPK mahasiswa tahun pertama	Jenis kelamin, Ras, Asal daerah, jalur masuk, nilai pada jalur penerimaan

Penjelasan secara lebih rinci mengenai penelitian-penelitian di atas dijelaskan sebagai berikut. Al Fattah dkk, dalam penelitiannya menggunakan analisis regresi logistik ordinal dan regresi logistik probit untuk menganalisis faktor yang mempengaruhi lama studi mahasiswa program *pascasarjana* ITS, pada penelitian tersebut regresi logistik ordinal dapat memberikan model regresi yang lebih baik dibandingkan regresi logistik probit ordinal [9]. Sedangkan Hadi melakukan analisis faktor yang dapat mempengaruhi IPK dan lama studi mahasiswa program *pascasarjana* ITS dengan regresi logistik biner [21]. Penelitian lain dilakukan oleh Ismalikhah dkk, yang menggunakan regresi logistik ordinal untuk menganalisis faktor yang mempengaruhi predikat kelulusan mahasiswa program sarjana di ITS [22].

Simatupang mengimplementasikan dua teknik *decision tree* yaitu *Classification and Regression Tree (CART)* dan *Chi-Square Automatic Interaction Detection (CHAID)* untuk menganalisis faktor yang mempengaruhi prestasi belajar mahasiswa STAKPN, dalam penelitian tersebut

digunakan variabel prediktor berupa data primer dan data sekunder [23]. Padmini dalam penelitiannya menggunakan CART dan CHAID untuk menganalisis faktor yang mempengaruhi capaian IPK mahasiswa [20]. Penerapan regresi logistik dilakukan oleh Alomolaran, Adejuno, dan Rajandran untuk menganalisis faktor yang mempengaruhi IPK mahasiswa di Fakultas Sains Universitas Ilorin Nigeria, Universitas Teknologi Yaba Nigeria, serta Fakultas Ekonomi dan Administrasi Universitas Malaya [25, 24, 26].

Berdasarkan uraian di atas, dalam tugas akhir ini akan dilakukan analisis terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi capaian akademik yaitu berupa lama tempuh studi dan IPK pada mahasiswa program sarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Analisis dilakukan berdasarkan faktor-faktor pada tahap pra perkuliahan dan latar belakang mahasiswa, yaitu jenis kelamin, asal sekolah, pendapatan orang tua, pekerjaan orang tua, asal daerah, pilihan jurusan, Indeks Pembangunan Daerah dan jalur masuk. Sebelumnya data IPK dan lama studi akan dikategorikan terlebih dahulu. Data IPK akan dikategorikan ke dalam beberapa tingkatan setelah dilakukan diskritisasi data, diskritisasi data akan masuk sebagai bagian dari pengerjaan tugas akhir, karena data harus dipelajari terlebih dahulu. Sedangkan data lama studi akan dikategorikan menjadi tiga yaitu lebih cepat, tepat waktu, dan terlambat [9].

Metode yang digunakan untuk analisis adalah regresi logistik ordinal. Regresi logistik ordinal dipilih karena variabel respon dikelompokkan menjadi lebih dari dua kategori, sedangkan variabel prediktor merupakan data bertipe kategorikal. Selain itu regresi logistik dapat menjelaskan peluang seorang mahasiswa untuk dapat memperoleh kategori IPK dan lama studi tertentu. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Al-Fattah regresi logistik ordinal juga memberikan performa yang lebih baik

dibandingkan regresi probit ordinal. Metode CHAID kurang cocok digunakan karena tidak bisa menjelaskan peluang seorang mahasiswa untuk bisa masuk ke dalam kategori tertentu, sedangkan CART lebih cocok digunakan untuk kasus prediksi.

Analisis terhadap faktor yang mempengaruhi capaian akademik akan memberikan informasi pada pihak institut mengenai pengaruh latar belakang dan demografi mahasiswa terhadap IPK dan lama tempuh studi yang selanjutnya dapat digunakan sebagai pertimbangan dalam pengambilan keputusan.

1.2. Rumusan Masalah

Perumusan masalah dalam tugas akhir ini adalah:

1. Bagaimana karakteristik lulusan program sarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember?
2. Faktor apa saja yang mempengaruhi capaian akademik mahasiswa berdasarkan metode regresi logistik ordinal?
3. Bagaimana model hubungan antara capaian akademik dengan latar belakang dan demografi mahasiswa menggunakan regresi logistik ordinal?
4. Bagaimana kebaikan model regresi logistik ordinal yang terbentuk berdasarkan ketepatan klasifikasi dan nilai *pseudo R-squared* ?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan tugas akhir ini adalah:

Menganalisis faktor yang dapat mempengaruhi IPK dan lama studi mahasiswa program sarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember menggunakan regresi logistik ordinal.

1.4. Batasan Masalah

Batasan-batasan dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah : Data yang digunakan adalah data alumni ITS angkatan 2007, 2008, dan 2009 program sarjana regular (bukan ekstensi atau lintas jalur). Pemilihan data tersebut dilakukan berdasarkan kelengkapan variabel.

1.5. Manfaat Penelitian

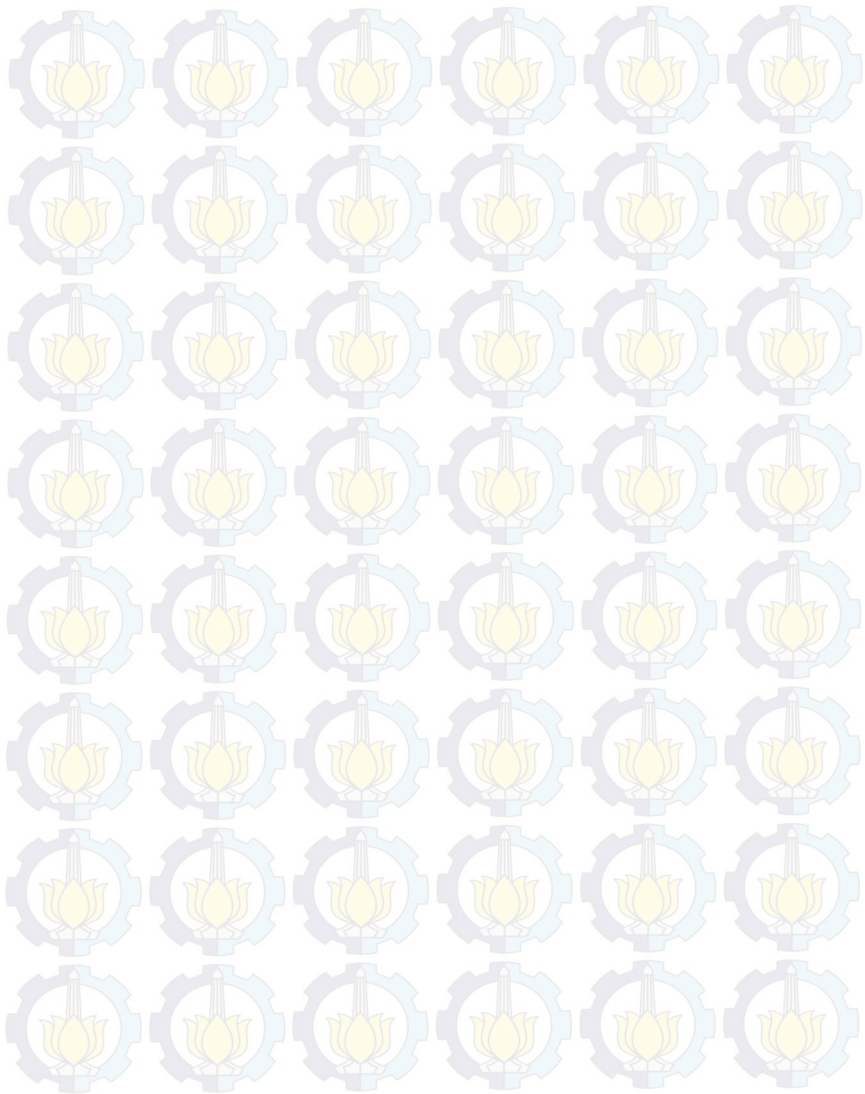
Manfaat yang didapatkan dari tugas akhir ini dari segi keilmuan adalah dapat memberikan pengetahuan serta gambaran terkait implementasi serta performa regresi logistik ordinal dalam bidang pendidikan.

Sedangkan bagi ITS, tugas akhir ini dapat memberikan informasi kepada pihak institut mengenai faktor-faktor yang dapat mempengaruhi IPK dan lama studi mahasiswa program sarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Informasi yang diperoleh dapat dijadikan pertimbangan dalam pengambilan keputusan dan kebijakan di perguruan tinggi.

1.6. Relevansi

Relevansi tugas akhir ini terhadap mata kuliah di Jurusan Sistem Informasi utamanya bidang minat Sistem Pendukung Keputusan dan Intelegensia Bisnis adalah mata kuliah penggalan data dan analitika bisnis serta statistika.

Halaman ini sengaja dikosongkan



BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini penulis akan menjelaskan tinjauan pustaka yang digunakan sebagai dasar dalam menyelesaikan tugas akhir. Tinjauan pustaka ini berisi teori-teori terkait yang bersumber dari buku, jurnal, artikel, *website*, maupun tugas akhir terdahulu

2.1. *Data mining*

Data mining atau sering disebut juga dengan *knowledge from data*, *knowledge extraction*, *data/pattern analysis*, *data archaeology*, dan *data dredging* merupakan suatu proses untuk menemukan pola-pola yang menarik dan pengetahuan dari data yang jumlahnya sangat besar. Data yang dimaksud dapat berasal dari basis data, *data warehouse*, *website*, seta sumber informasi lainnya, atau data yang dialirkan ke dalam suatu sistem secara dinamis. Beberapa disiplin ilmu yang erat kaitannya dengan *data mining* antara lain statistika, *machine learning*, *pattern recognition*, *data warehouse*, *database systems*, visualisasi, serta algoritma [27]. *Data Mining* dikenal pula dengan sebutan *Knowledge Discovery from Data* atau biasa disingkat dengan KDD, namun sering pula dianggap sebagai bagian dari proses *Knowledge Discovery from Data* (*KDD*) itu sendiri. Pola-pola yang dapat digali dalam data antara lain karakterisasi dan diskriminasi, menggali pola yang paling sering muncul, asosiasi dan korelasi, klasifikasi dan regresi, analisis *cluster*, serta analisis *outlier*. Fungsionalitas *data mining* di atas selanjutnya dapat diklasifikasikan dalam dua kategori, yaitu deskriptif dan prediktif [27].

2.1.1. *Data Mining* dalam Pendidikan (*Educational Data Mining*)

Data mining sudah banyak diterapkan dalam berbagai bidang, seperti bisnis, telekomunikasi, perbankan, *e-commerce*, bioinformatika dan pendidikan. Penerapan *data mining* dalam

pendidikan dikenal dengan sebutan *Educational Data Mining (EDM)*. Penerapan *data mining* dalam pendidikan sudah mulai sejak tahun 1990an. *EDM* merupakan salah satu penerapan *data mining* yang berfokus pada pengembangan metode untuk menggali tipe unik dari data yang berasal dari basis data pendidikan dan menggunakan metode tersebut untuk memahami perilaku pelajar [28]. *EDM* bertujuan untuk mengubah data mentah dan menemukan pola serta tren tersembunyi dari sistem basis data pendidikan menjadi informasi yang berguna untuk meningkatkan serta memperbaiki mutu pendidikan [7]. Beberapa penerapan *EDM* antara lain adalah *student modelling*, *student behaviour modelling*, *student performance modelling*, *assessment*, *student support and feedback*, serta *curriculum and teachers support* [29].

Student modelling berfokus untuk menganalisis karakteristik siswa, seperti emosi, kognitif, strategi belajar, *skill*, preferensi belajar, serta capaian siswa tersebut.

Tujuannya adalah untuk merepresentasikan karakteristik siswa sehingga dapat dilihat kebutuhan untuk masing-masing individu. *Student behaviour modelling* bertujuan untuk mendeskripsikan atau memprediksi pola-pola perilaku siswa, seperti frekuensi dalam mengakses *e-learning* dan respon terhadap mata pelajaran.

Student performance modelling merupakan salah satu penerapan *EDM* yang paling menjadi perhatian, berbagai indikator performapun dimodelkan seperti efisiensi, evaluasi, serta kompetensi. *Student performance modelling* bertujuan untuk melihat apakah proses pengajaran yang dilakukan sudah mampu mencapai tujuan pembelajaran, hal tersebut biasanya direpresentasikan dari capaian nilai atau kemampuan siswa. Jika *student performance*

bertujuan untuk melihat performa mahasiswa, *assessment* lebih berfokus untuk menilai serta mengevaluasi proses pembelajaran yang telah dilakukan. *Student support and feedback* digunakan untuk melihat saran, komplain, serta permintaan siswa terhadap proses pembelajaran yang telah berlangsung dan yang diinginkan oleh siswa.

EDM dalam pengembangan kurikulum dapat digunakan untuk mengevaluasi kurikulum yang telah digunakan sebelumnya, untuk selanjutnya dapat digunakan sebagai acuan perbaikan terhadap kurikulum yang akan diberikan pada tahun berikutnya.

2.1. Regresi Logistik Ordinal

Regresi logistik merupakan metode analisis data yang mendeskripsikan hubungan antara variabel respon dengan satu atau lebih variabel prediktor [21]. Analisis regresi ordinal dilakukan ketika variabel respon merupakan skala data ordinal yang memiliki tiga kategori atau lebih. Sedangkan variabel prediktor yang digunakan merupakan data kategorik atau kuantitatif. Sifat regresi logistik ordinal dari respon Y pada model logit dituangkan dalam peluang kumulatif sehingga logit model merupakan model yang didapat dengan cara membandingkan peluang kumulatif yaitu peluang kurang dari atau sama dengan kategori respon ke- j pada p variabel prediktor yang dinyatakan dalam bentuk vektor x_1 $P(Y \leq j | x_1)$, serta peluang lebih besar dari kategori respon ke- j pada p variabel prediktor $P(Y > j | x_1)$ [9]. Peluang kumulatif $P(Y \leq j | x_1)$ didefinisikan sebagai berikut :

$$P(Y \leq j | x_i) = \pi(x) = \frac{\exp(\beta_{0r} + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik})}{1 + \exp(\beta_{0r} + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik})} \quad (2.1)$$

Dimana $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$ merupakan nilai pengamatan ke- i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) dari setiap p variabel prediktor.

2.1.1. Estimasi Parameter

Estimasi parameter dilakukan untuk menduga parameter-parameter yang terdapat dalam model regresi logistik. Dalam regresi logistik estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood (MLE)*. *Maximum Likelihood* mengestimasi parameter β dengan memaksimumkan fungsi *likelihood* dan mensyaratkan bahwa data harus mengikuti suatu distribusi tertentu. Pada regresi logistik setiap pengamatan mengikuti distribusi *Bernoulli* sehingga dapat ditentukan fungsi *likelihood*-nya.

Selanjutnya untuk melakukan penyelesaian penaksiran parameter digunakan iterasi *Newton Raphson*. Metode *Newton Raphson* digunakan untuk menyelesaikan persamaan nonlinear seperti persamaan *likelihood* pada model regresi logistik. Metode ini memerlukan taksiran awal untuk nilai fungsi maksimumnya, fungsi tersebut merupakan taksiran yang menggunakan pendekatan polinomial berderajat dua.

2.1.2. Pengujian Estimasi Parameter

Pengujian parameter pada regresi logistik dilakukan baik secara serentak maupun secara individu atau parsial. Statistik uji yang digunakan dalam uji serentak adalah statistik uji G, sedangkan statistik uji yang dapat digunakan dalam uji parsial atau individu adalah statistik uji Wald [21].

1. Uji individu atau parsial

Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya bahwa uji individu atau parsial akan dilakukan dengan menggunakan statistik uji Wald. Pengujian parsial atau individu ini dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter terhadap variabel respon. Pengujian signifikansi parameter menggunakan uji Wald, menggunakan hipotesis seperti di bawah ini :

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji :

$$W = \frac{\beta_j}{SE(\beta_j)} \quad (2.2)$$

Pada statistik uji Wald $SE(\beta_j)$ merupakan taksiran standar *error* parameter. Daerah penolakan H_0 adalah jika $|W| > Z_{\alpha/2}$ atau dengan derajat bebas v .

2. Uji serentak

Uji serentak dilakukan untuk memeriksa kemaknaan koefisien β secara keseluruhan. Hipotesis yang digunakan dalam uji serentak adalah sebagai berikut :

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{paling tidak terdapat satu } \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji :

$$G = -2 \ln \frac{\left(\frac{n_1}{n}\right)^{n_1} \left(\frac{n_0}{n}\right)^{n_0}}{\prod_{i=1}^n \pi_i^{y_i} (1-\pi_i)^{(1-y_i)}} \quad (2.3)$$

H_0 akan ditolak jika $G > X^2_{(v,a)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$

2.1.3. Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model dilakukan untuk menentukan apakah model sesuai atau tidak. Untuk melakukan uji kesesuaian model, statistik uji yang digunakan adalah statistik uji *deviance* :

H_0 : model sesuai

H_1 : model tidak sesuai,

Statistik uji

$$D = -2 \sum_{i=1}^n \left[y_{ij} \ln \left(\frac{\pi_{ij}}{y_{ij}} \right) + (1 - y_{ij}) \ln \left(\frac{1 - \pi_{ij}}{1 - y_{ij}} \right) \right] \quad (2.4)$$

Dimana :

$\pi_{ij} = \pi_j(x_i)$ merupakan peluang observasi ke- i pada kategori ke- j . Uji *deviance* menginterpretasikan sebaik apa model dapat *fit* terhadap data. Jika nilai *deviance* semakin tinggi dan nilai *p-value* semakin rendah maka mengindikasikan bahwa mungkin model tidak *fit* terhadap data.

2.1.4. Odds Ratio

Hasil pemodelan regresi logistik ordinal diinterpretasikan berdasarkan nilai *odds ratio*. *Odds ratio* merupakan ukuran asosiasi yang menggambarkan tingkat kecenderungan dari dua kategori dalam satu variabel prediktor dengan salah satu kategorinya dijadikan pembanding atau kategori dasar. *Odds ratio* bertujuan untuk menentukan hubungan fungsional antara variabel prediktor dengan variabel respon dan menentukan unit perubahan dalam variabel prediktor [9]. Menurut Hosmer dan Lemeshow [30] dalam Al Fattah [9], interpretasi parameter pada model logit tergantung pada jenis variabel prediktornya. Dalam regresi logistik, variabel prediktor dapat dibagi menjadi tiga, yaitu variabel prediktor dikotomus, variabel prediktor polikotomus, serta variabel prediktor kontinyu.

a. Variabel prediktor dikotomus

Variabel prediktor dikotomus terdiri dari dua kategori. Nilai *odds ratio* diperoleh dengan cara membandingkan variabel prediktor kategori kedua dengan variabel prediktor kategori pertama. Dimisalkan nilai *odds ratio* untuk $Y \leq j$ dan $Y > j$ yang dihitung dalam dua nilai yaitu x_2 dan x_1 . Persamaan nilai *odds ratio* tersebut dirumuskan sebagai berikut

$$\varphi(x_1; x_2) = \frac{\frac{P(Y \leq j / X = x_2)}{P(Y \leq j / X = x_2)} + \frac{P(Y > j / X = x_1)}{P(Y > j / X = x_1)}}{\frac{P(Y \leq j / X = x_2)}{P(Y \leq j / X = x_2)} + \frac{P(Y > j / X = x_1)}{P(Y > j / X = x_1)}} = \exp(\beta_1(x_2 - x_1)) \quad (2.5)$$

Sehingga ketika $(x_2 - x_1) = 1$

Maka $\varphi = \exp(\beta_1)$

b. Variabel prediktor polikotomus

Variabel prediktor polikotomus merupakan variabel prediktor yang memiliki lebih dari dua kategori. Perhitungan *odds ratio* untuk variabel prediktor polikotomus sama dengan perhitungan *odds ratio* untuk variabel prediktor dikotomus.

c. Variabel prediktor kontinyu

Variabel kontinyu merupakan variabel dalam bentuk numerik. Nilai *odds ratio* variabel prediktor bertipe kontinyu dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 x \quad (2.6)$$

$$\beta_1 = g(x + 1) - g(x) \quad (2.7)$$

$$\text{dan } s\beta_1 = g(x + s) - g(x) \quad (2.8)$$

Dari rumus di atas dapat diketahui bahwa perubahan satu satuan pada variabel prediktor dapat memberikan perubahan pada $g(x)$ sebesar β_1 . Sedangkan apabila terjadi perubahan sebesar s satuan pada variabel prediktor, maka $g(x)$ akan berubah sebesar $s\beta_1$.

2.1.5. Pseudo R-square

Nilai statistik *r-square* pada regresi logistik dihitung dengan menggunakan pendekatan *Pseudo r-square Cox Snell, Nagelkerke*, dan *Mc Fadden*. *Pseudo r-square* digunakan untuk menjelaskan variasi variabel dependen

yang dapat dijelaskan oleh variabel independen. Nilai *pseudo R-square* berada pada rentang 0-1, dimana jika nilai *pseudo r-square* mendekati 1, maka semakin banyak variasi yang dapat dijelaskan oleh model.

Pada studi kasus yang melibatkan variabel respon berskala ordinal nilai *pseudo r-square* yang digunakan adalah *pseudo r-square McFadden*. Rumus untuk menghitung nilai *pseudo r-square McFadden* adalah sebagai berikut:

$$R_{MF}^2 = 1 - \frac{\text{Log } L1}{\text{Log } L0} \quad (2.9)$$

Log L1 merupakan nilai *loglikelihood* model, sedangkan *Log L0* merupakan nilai *loglikelihood* jika koefisien non intersep sama dengan nol [9].

2.2. Indeks Prestasi dan Lama Tempuh Studi

Ukuran keberhasilan pembelajaran dinyatakan dalam Indeks Prestasi (IP), Indeks Prestasi (IP) menyatakan ukuran kemampuan mahasiswa. Ukuran keberhasilan kegiatan pembelajaran dalam satu semester dinyatakan dengan Indeks Prestasi Semester (IPS), mahasiswa yang memiliki indeks prestasi semester lebih dari 3,50 dan memenuhi etika akademik dapat disebut sebagai mahasiswa berprestasi akademik tinggi.

Sedangkan Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) merupakan capaian pembelajaran lulusan pada akhir program studi.

Rumus perhitungan Indeks Prestasi di ITS dinyatakan sebagai berikut:

$$IP = \frac{\sum_{i=1}^n Ki \times Ni}{\sum_{i=1}^n Ki} \quad (2.10)$$

Dimana:

N : nilai numerik hasil evaluasi masing-masing mata kuliah

K: besar sks masing-masing mata kuliah

N: jumlah mata kuliah yang telah diambil.

Masa studi paling lama untuk mahasiswa program sarjana sebagaimana dinyatakan dalam peraturan akademik ITS pasal 43 Bab XVI adalah 14 semester. Evaluasi masa studi mahasiswa program sarjana dilakukan pada akhir semester dua dan semester 4. Mahasiswa yang telah masuk pada semester 12, namun belum menyelesaikan beban studi sebanyak 144 SKS termasuk tugas akhir, diwajibkan membayar biaya pendidikan sama seperti biaya pendidikan mahasiswa baru pada saat itu, pada level yang sama [31]. Sedangkan menurut Peraturan Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan No 49 tahun 2014 tentang Standar Nasional Pendidikan Tinggi, lama studi maksimal untuk jenjang sarjana yang awalnya 14 semester, dikurangi menjadi hanya 10 semester [32].

2.3. Definisi Capaian Akademik atau Prestasi Belajar

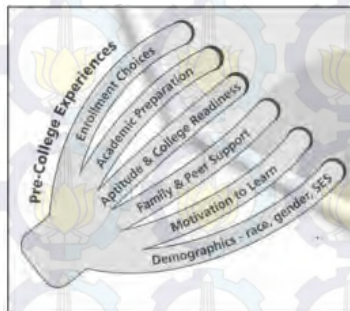
Menurut Winkel [1] prestasi belajar merupakan suatu bukti keberhasilan belajar atau kemampuan seorang siswa dalam melakukan kegiatan belajarnya sesuai dengan bobot yang dicapainya. Sedangkan menurut Sukadinata dalam Yunita [33] prestasi belajar merupakan realisasi dari kecakapan potensial atau kapasitas yang dimiliki oleh seseorang. Yunita [33] dalam penelitiannya menyimpulkan bahwa prestasi belajar atau capaian akademik merupakan tingkat kemampuan yang dimiliki seseorang dalam mencerna informasi yang diperoleh dalam proses belajar mengajar. Prestasi belajar seorang siswa dapat disajikan dalam bentuk angka atau huruf yang merepresentasikan sesuatu yang telah dicapai oleh siswa tersebut dalam suatu periode tertentu. Menurut Kuh dkk. [2] terdapat dua macam keluaran untuk mengukur keberhasilan belajar seorang siswa, yaitu prestasi akademik yang ditunjukkan oleh IPK serta keuntungan ekonomis setelah lulus. Sedangkan Ratnasari [3] menyebutkan bahwa terdapat dua ukuran yang dapat menjelaskan keberhasilan belajar yaitu IPK dan lama tempuh studi.

2.4. Faktor yang Mempengaruhi Capaian Akademik Mahasiswa

Capaian akademik mahasiswa dapat dipengaruhi oleh banyak faktor. Faktor-faktor tersebut menurut Kuh dkk dalam laporan yang berjudul *What Matters to Student Success: A Review of Literature* dapat dibagi menjadi dua yaitu tahap Pra Perkuliahan dan karakteristik latar belakang siswa (*Pre College Experience and Student background Characteristic*) serta tahap pengalaman perkuliahan (*College Experience*) [2].

1. Tahap pengalaman pra perkuliahan dan karakteristik latar belakang

Faktor pada tahap pra perkuliahan dan karakteristik latar belakang yang dapat mempengaruhi prestasi akademik diantaranya adalah pilihan siswa saat pendaftaran, persiapan akademis termasuk di dalamnya prestasi akademis pada jenjang sebelumnya, kecerdasan, kesiapan kuliah, dukungan keluarga dan teman, motivasi belajar, serta demografi (jenis kelamin, ras, kondisi sosial ekonomi). Faktor-faktor tersebut ditunjukkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 2. 1 Pengalaman Pra Perkuliahan dan Karakteristik Latar Belakang Mahasiswa

Dari beberapa faktor di atas, menurut Kuh jika dilihat berdasarkan faktanya, prediktor terbaik dari

nilai IPK mahasiswa adalah persiapan akademis individu, nilai pada jenjang pendidikan sebelumnya, serta cita-cita dan motivasi mahasiswa.

Penelitian tentang faktor-faktor pada tahap pra perkuliahan dan karakteristik latar belakang yang mempengaruhi prestasi mahasiswa antara lain mengenai:

a. Jalur Masuk

Wijayanti dkk [15] melakukan penelitian mengenai pengaruh jalur masuk terhadap nilai IPK mahasiswa Universitas Gajah Mada (UGM), pada penelitian tersebut terbukti bahwa jalur masuk berpengaruh secara signifikan terhadap capaian IPK mahasiswa Universitas Gajah Mada. Selain itu penelitian lain dilakukan oleh Handayani [14] mengenai pengaruh jalur masuk terhadap prestasi belajar mahasiswa akuntansi Universitas Brawijaya. Pada penelitian tersebut disebutkan bahwa jalur masuk dan prestasi belajar yang dinyatakan dalam bentuk IPK memiliki hubungan positif dan signifikan. Mahasiswa yang diterima melalui jalur reguler (SNMPTN) memiliki prestasi belajar lebih tinggi jika dibandingkan dengan mahasiswa dengan jalur non reguler (SPMK), sehingga pada penelitian tersebut disebutkan pula bahwa intelegensi juga akan mempengaruhi prestasi belajar mahasiswa. Padmini dkk [20] menganalisis hubungan antara jalur masuk dengan dengan lama studi mahasiswa Udayana, pada penelitian tersebut disebutkan bahwa jalur masuk dapat mempengaruhi lama studi mahasiswa.

- b. Status atau kondisi sosial ekonomi (pendidikan, status pekerjaan, dan pendapatan orang tua)

Status atau kondisi sosial ekonomi dapat dilihat dari latar belakang keluarga yang antara lain terdiri dari pendidikan orang tua, pekerjaan orang tua, serta pendapatan orang tua. Dalam penelitiannya Handayani [14] menyebutkan bahwa terdapat pengaruh antara latar belakang keluarga dengan prestasi belajar mahasiswa yang diproksikan dengan capaian IPK. Latar belakang keluarga yang diukur dari tingkat pendidikan terakhir yang ditempuh ayah dan ibu dapat meningkatkan prestasi belajar mahasiswa. Bary [17] dalam penelitiannya yang berjudul *The Effect of Socio Economic Status on Academic Achievement* menguji variabel kondisi keluarga yang meliputi jumlah saudara, status sosial ekonomi (pendidikan, pekerjaan, dan penghasilan orang tua), sumber daya yang dimiliki keluarga serta keterlibatan orang tua dalam sekolah siswa. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa status sosial ekonomi berpengaruh positif terhadap nilai ujian siswa. Sedangkan Shana dkk dalam penelitiannya menyebutkan bahwa pendapatan orang tua merupakan satu dari tujuh faktor yang dapat mempengaruhi performa mahasiswa dalam kuliah pemrograman [16].

- c. Pendidikan dan prestasi pada jenjang sebelumnya

Eskew dan Faley [18] melakukan penelitian mengenai pengaruh nilai pada saat SMU, skor *Scholastic Aptitude Test (SAT)*, motivasi mahasiswa, serta pengalaman akademis sebelumnya pada mahasiswa Akuntansi di

Purdue University. Pada penelitian tersebut disebutkan bahwa pengalaman akademis pada bidang akuntansi pada tingkat pendidikan sebelumnya berpengaruh positif dan signifikan terhadap prestasi mahasiswa. Namun hal tersebut tidak selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh Trail dkk. yang menunjukkan bahwa perbedaan latar belakang pendidikan memberikan pengaruh kecil terhadap kinerja akademik mahasiswa, perbedaan latar belakang pendidikan hanya berpengaruh sebesar 1,5% terhadap kinerja akademik [33]. Sedangkan penelitian lain yang dilakukan oleh Dewi [34] menyebutkan bahwa jenis asal sekolah menengah berpengaruh terhadap nilai IPK dan keaktifan belajar mahasiswa Akuntansi Universitas Negeri Malang, pada penelitian tersebut disebutkan bahwa mahasiswa yang berasal dari SMK memiliki prestasi akademik yang lebih baik daripada mahasiswa yang berasal dari SMA.

d. Jurusan

Faktor lain yang dapat mempengaruhi capaian akademik mahasiswa adalah jurusan. Penelitian mengenai pengaruh jurusan dengan capaian akademik mahasiswa pernah dilakukan oleh Budiati [19]. Pada penelitian tersebut capaian akademik yang dimaksud adalah lama studi mahasiswa. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa jurusan merupakan faktor yang dapat mempengaruhi lama studi mahasiswa.

e. Jenis Kelamin

Beberapa penelitian yang menguji pengaruh jenis kelamin terhadap prestasi belajar menunjukkan bahwa perempuan cenderung

memiliki prestasi akademis yang lebih bagus daripada laki-laki [33]. Namun beberapa penelitian lainnya menyebutkan bahwa jenis kelamin tidak mempengaruhi capaian akademik mahasiswa. Hasil penelitian yang dilakukan oleh Al-fattah dkk [9] menunjukkan bahwa jenis kelamin dapat mempengaruhi capaian akademik mahasiswa. Pada penelitian tersebut disebutkan bahwa mahasiswa laki-laki memiliki prestasi akademik yang lebih baik jika dibandingkan dengan mahasiswa perempuan. Dancer [35] dalam penelitiannya menyebutkan bahwa jenis kelamin berpengaruh terhadap prestasi mahasiswa dalam mata kuliah ekonomi dan ekonometri, mahasiswa laki-laki lebih unggul dalam mata kuliah ekonomi sedangkan mahasiswa perempuan memiliki nilai yang lebih baik dalam mata kuliah ekonometri, di samping itu disebutkan pula bahwa penelitian mengenai pengaruh jenis kelamin terhadap prestasi akademik sangat perlu dilakukan kembali. Sedangkan Rajandran dkk [26] menyebutkan bahwa jenis kelamin tidak berpengaruh secara signifikan terhadap performa akademik mahasiswa. Penelitian tersebut selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh Aromolaran dkk [24] dan Adejumo dkk [25] yang menyebutkan bahwa tidak ada pengaruh antara jenis kelamin dengan IPK mahasiswa.

f. Asal daerah

Asal darah juga merupakan salah satu prediktor yang digunakan untuk memprediksi capaian akademik mahasiswa. Hal tersebut dilakukan oleh Wook [7] dan Rusli [12] untuk memprediksi nilai IPK mahasiswa. Namun penelitian yang dilakukan oleh Rajandran dkk

[26] menyebutkan bahwa tidak ada perbedaan yang signifikan antara IPK mahasiswa yang berasal dari kota maupun daerah. Penelitian lain dilakukan oleh Wijayanti [15] yang meneliti hubungan antara kualitas Indeks Pembangunan Manusia Daerah (IPM) wilayah asal mahasiswa terhadap IPK mahasiswa, dalam penelitian tersebut IPM tidak berpengaruh terhadap IPK mahasiswa, selisih rata-rata IPK mahasiswa dari provinsi-provinsi dengan IPM tinggi dan IPM rendah sangat kecil yaitu 0.051 dan tidak konsisten. Selain karena nilai kualitas hidup daerah asal, pengaruh asal daerah juga erat kaitannya dengan kemampuan adaptasi mahasiswa, utamanya mahasiswa yang berasal dari luar kota atau daerah lain. Mahasiswa dari luar daerah atau mahasiswa perantauan bisa saja mengalami *culture shock*. Menurut Ward dkk *culture shock* merupakan suatu proses aktif dalam menghadapi perubahan saat berada di lingkungan yang tidak familiar, dan salah satu faktor yang dapat mempengaruhi *culture shock* adalah tingkat perbedaan budaya antara lingkungan asal dengan lingkungan baru individu [36]. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Susilo [37] sebanyak 59,22% mahasiswa Psikologi Universitas negeri Malang angkatan 2013 mengalami *culture shock* tingkat tinggi dan sisanya mengalami *culture shock* tingkat rendah. Penelitian yang dilakukan oleh Tukina di *Binus University* menyatakan bahwa proses adaptasi mahasiswa yang berasal dari daerah (luar kota Jakarta) sangat berkaitan dengan hasil belajar mahasiswa di universitas [38]. Dalam penelitiannya yang berjudul *An*

Investigation into the Impact of Culture Shock on the Academic Performance and Daily Life, Mark menyebutkan bahwa budaya dan lingkungan baru mempengaruhi performa akademik mahasiswa asing (*international student*) di Universitas Glasglow. *Culture shock* yang berpengaruh pada kondisi psikologi mahasiswa mempengaruhi kehidupan sehari-hari serta performa akademiknya [39].

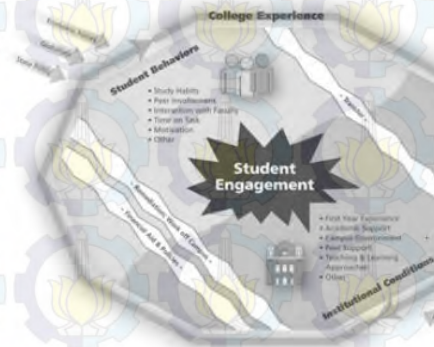
g. Usia

Usia seseorang diduga memiliki pengaruh terhadap kemampuan berfikirnya. Mahasiswa yang berusia lebih tua diduga memiliki penurunan dalam hal *basic skills* yang diperlukan untuk belajar efektif pada tingkat pendidikan tinggi [33]. Adejumo dalam penelitiannya menyebutkan bahwa usia dapat mempengaruhi prestasi akademik mahasiswa, mahasiswa yang lebih muda memiliki performa akademik yang lebih baik jika dibandingkan dengan mahasiswa yang lebih tua [25].

2. Tahap pengalaman perkuliahan

Faktor utama yang mempengaruhi keberhasilan akademik mahasiswa pada tahap perkuliahan adalah keterlibatan siswa (*student engagement*) yang dapat didefinisikan sebagai sejauh mana siswa dapat mengambil bagian dalam kegiatan pendidikan secara efektif. Terdapat tujuh kategori kegiatan pendidikan yang efektif yang dapat berpengaruh secara langsung terhadap pembelajaran siswa serta kualitas pendidikan mereka. Tujuh kategori tersebut antara lain adalah hubungan antara siswa dengan fakultas, kerjasama antar siswa, pembelajaran aktif, umpan balik yang cepat dan tepat, waktu yang digunakan untuk

mengerjakan tugas, ekspektasi yang tinggi dan menghargai keragaman bakat, serta cara belajar [33]. Kuh dkk [2] menyebutkan bahwa keterlibatan siswa memiliki dua unsur utama yaitu jumlah waktu dan usaha yang digunakan oleh siswa dalam belajar dan keterlibatan siswa dalam kegiatan yang berkaitan dengan pendidikan, serta bagaimana institusi pendidikan memberikan sumber daya berupa kurikulum, kesempatan belajar, serta fasilitas belajar yang dapat mendukung siswanya.



Gambar 2. 2 Faktor pada Tahap perkuliahan yang mempengaruhi prestasi mahasiswa

Unsur pertama yaitu aspek perilaku keterlibatan siswa, antara lain berupa kebiasaan belajar, keterlibatan dengan rekan, interaksi dengan pihak fakultas, waktu yang digunakan untuk mengerjakan tugas serta motivasi belajar. Sedangkan unsur kedua yaitu kondisi insitusi pendidikan yang dapat berupa misi institusi yang jelas dan fokus, standar dan ekspektasi terhadap prestasi siswa, penilaian dan umpan balik terhadap siswa, budaya belajar, dukungan rekan, penekanan pada tahun pertama perkuliahan, program pendukung akademis bagi

para siswa, serta hubungan dengan pihak fakultas di luar kelas. Selain itu sangat penting bagi institusi untuk berinvestasi pada fasilitas pendukung akademis untuk siswa dan staf akademis agar tercipta iklim belajar yang menyenangkan dan dapat menunjang keberhasilan akademis siswa [33].

2.5. Prosedur Klasifikasi

Prosedur klasifikasi merupakan suatu evaluasi yang digunakan untuk melihat peluang kesalahan klasifikasi yang dilakukan oleh suatu fungsi klasifikasi. Nilai *Apparent Error Rate* menyatakan nilai proporsi sampel yang salah diklasifikasikan oleh suatu fungsi klasifikasi. Pada tugas akhir ini digunakan ukuran ketepatan klasifikasi dengan rumus 1- APER. Penentuan kesalahan pengklasifikasian dapat ditentukan dengan menggunakan tabel klasifikasi sebagai berikut.

Tabel 2. 1 Tabel ketepatan klasifikasi Johnson dan Wichern

<i>Actual member</i>	<i>Predicted membership</i>			<i>Total</i>
	Π'_1	Π'_2	Π'_3	
Π_1	n_{11}	n_{12}	n_{13}	A
Π_2	n_{21}	n_{22}	n_{23}	B
Π_3	n_{31}	n_{32}	n_{33}	C
<i>Total</i>	D	E	F	G

Keterangan :

n_{11} = Jumlah yi dari Π_1 tepat diklasifikasikan pada Π'_1

n_{12} = Jumlah yi dari Π_1 tepat diklasifikasikan pada Π'_2

n_{12} = Jumlah yi dari Π_1 tepat diklasifikasikan pada Π'_3

n_{21} = Jumlah yi dari Π_2 tepat diklasifikasikan pada Π'_1

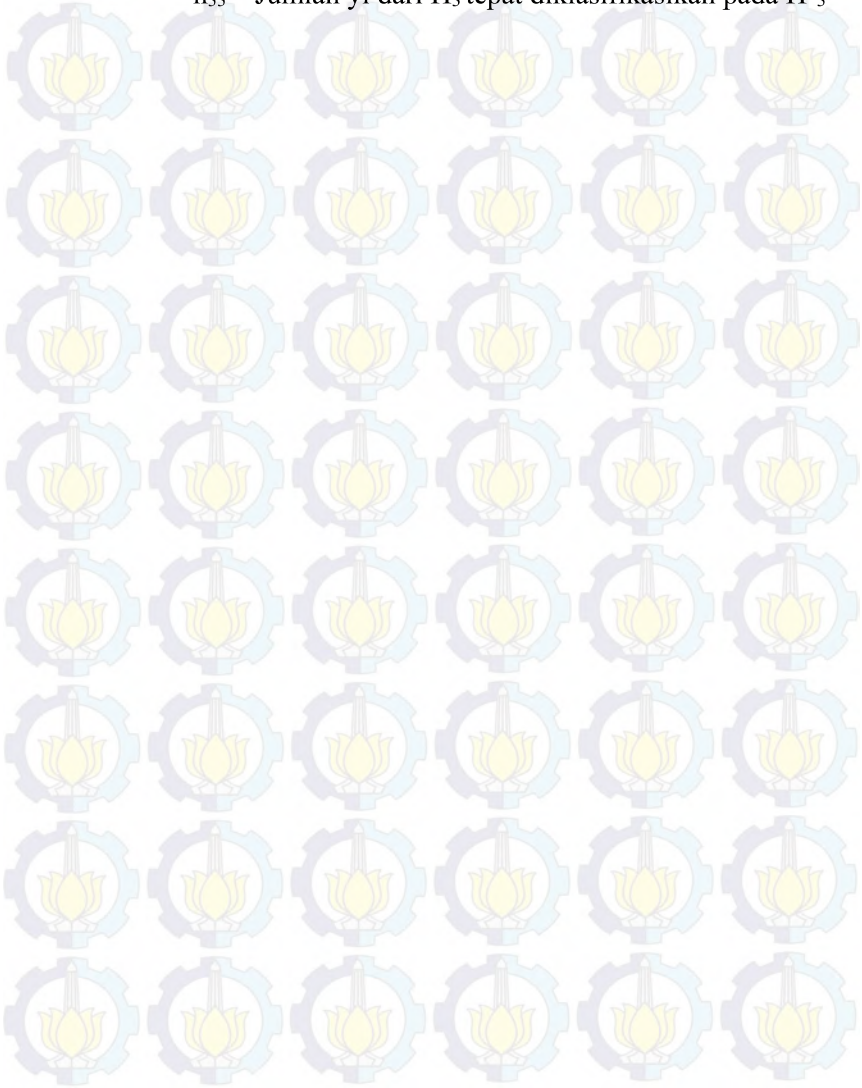
n_{22} = Jumlah yi dari Π_2 tepat diklasifikasikan pada Π'_2

n_{23} = Jumlah yi dari Π_2 tepat diklasifikasikan pada Π'_3

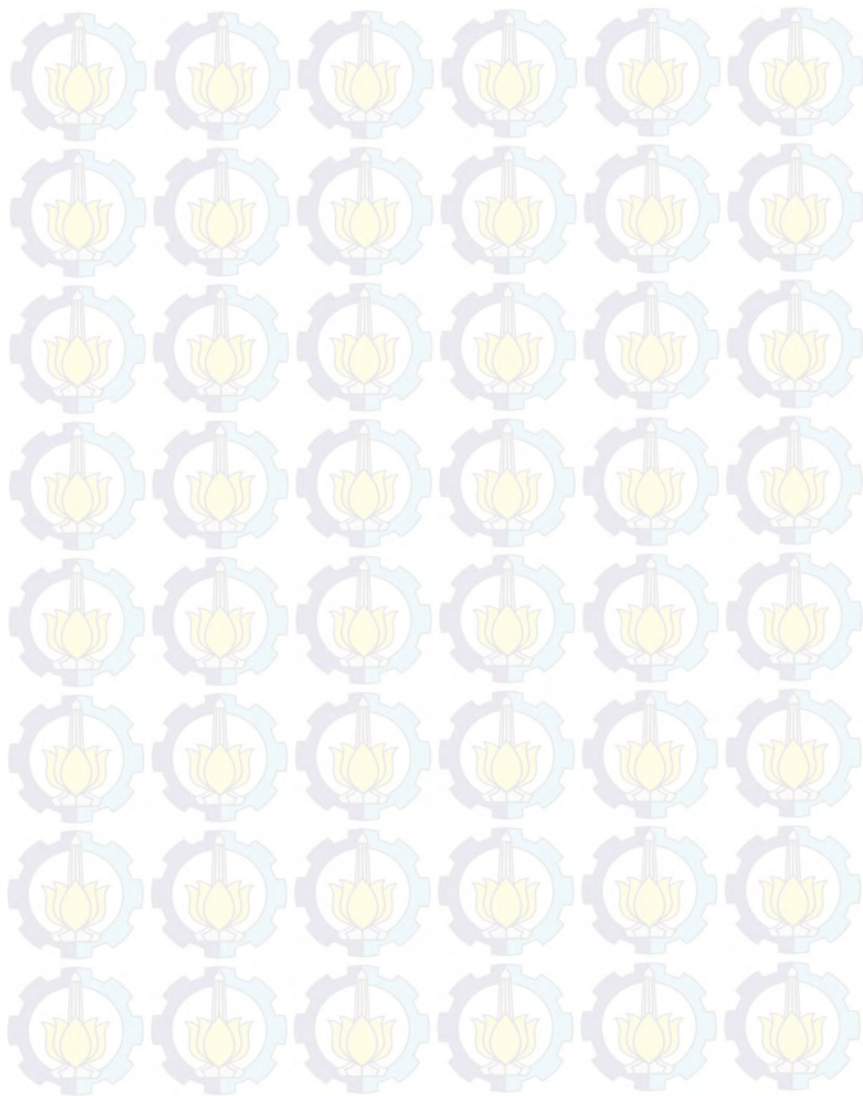
n_{31} = Jumlah y_i dari Π_3 tepat diklasifikasikan pada Π'_1

n_{32} = Jumlah y_i dari Π_3 tepat diklasifikasikan pada Π'_2

n_{33} = Jumlah y_i dari Π_3 tepat diklasifikasikan pada Π'_3

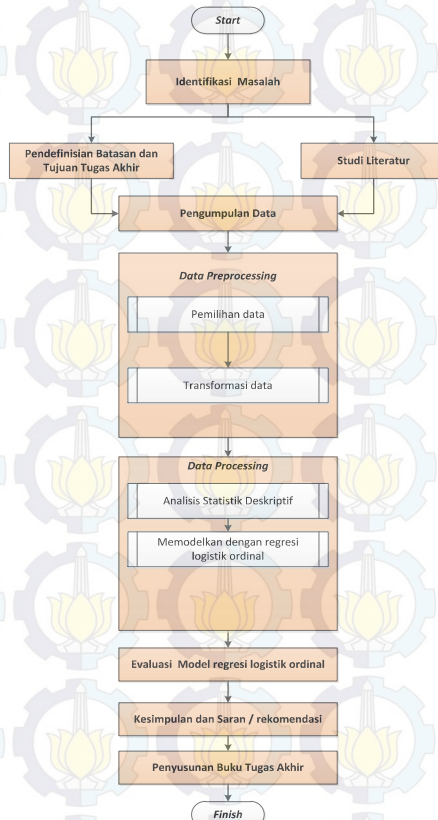


Halaman ini sengaja dikosongkan



BAB III METODOLOGI

Pada bab ini menjelaskan bahwa metodologi diperlukan sebagai panduan dalam proses pengerjaan Tugas Akhir agar tahapan pengerjaan tugas akhir dapat berjalan secara terarah dan sistematis. Berikut tahapan yang dilakukan dalam kegiatan Tugas Akhir.



Gambar 3. 1 Metodologi pengerjaan tugas akhir

3.1. Identifikasi Masalah

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan informasi mengenai permasalahan yang dapat diteliti dari berbagai macam media, seperti artikel ilmiah, *website*, buku, penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya, peraturan pemerintah, serta *brainstorming* yang dilakukan dengan dosen. Dari masalah yang telah ditemukan selanjutnya dilakukan identifikasi solusi yang dapat diberikan. Permasalahan yang ditemukan beserta solusi yang akan diberikan dijelaskan pada bagian latar belakang. Selanjutnya permasalahan didefinisikan secara urut dan rinci pada bagian perumusan masalah.

3.2. Pendefinisian batasan dan tujuan tugas akhir

Pendefinisian batasan dan tujuan tugas akhir dilakukan untuk menentukan sasaran yang hendak dicapai dari tugas akhir yang akan dikerjakan berdasarkan permasalahan yang telah dijabarkan sebelumnya, selanjutnya agar penelitian bisa lebih fokus dan terarah didefinisikan pula batasan-batasan yang digunakan dalam penelitian tugas akhir.

3.3. Studi literatur

Studi literatur dilakukan untuk mempelajari data yang dibutuhkan, variabel yang akan digunakan dalam penelitian, metode yang akan digunakan, serta teori-teori pendukung lainnya. Studi literatur dilakukan dengan membaca jurnal ilmiah dan buku yang berfokus pada evaluasi kinerja akademik mahasiswa, peraturan kementerian pendidikan nasional mengenai standar nasional pendidikan tinggi dan peraturan akademik ITS. Selain itu studi literatur juga dilakukan untuk mencari serta memahami perangkat lunak yang dapat digunakan untuk menyelesaikan tugas akhir.

3.4. Pengumpulan data

Setelah menentukan data serta variabel yang dibutuhkan dalam penelitian tugas akhir, langkah

selanjutnya adalah pengumpulan data. Data yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah profil alumni ITS yang meliputi data latar belakang dan demografi, serta capaian prestasi akademik berupa IPK dan lama studi.

3.5. Data preprocessing

Data Preprocessing merupakan tahapan yang dilakukan sebelum data diolah, tahap ini dilakukan untuk memilih data serta melakukan transformasi data sehingga sesuai dengan tujuan tugas akhir. Tahap persiapan data terdiri dari pemilihan data dan transformasi data. Masing-masing tahapan tersebut dijelaskan sebagai berikut:

1. Pemilihan data

Pemilihan data dilakukan untuk memilih data yang relevan dengan tujuan tugas akhir. Telah disebutkan pada bagian batasan masalah bahwa data yang akan diambil adalah data alumni S1 reguler, yaitu mahasiswa S1 yang tidak berasal dari jalur ekstensi dan lintas jalur. Mahasiswa ekstensi dan lintas jalur tidak disertakan karena pada data yang diperoleh terjadi keambiguan pada lama studi untuk lintas jalur dan ekstensi, mahasiswa lintas jalur dan ekstensi normalnya menempuh studi selama 6 semester, namun pada data tersebut lama tempuh studi untuk mahasiswa program ekstensi dan lintas jalur selalu berada di atas 8 semester. Pemilihan data juga dilakukan untuk memilih variabel dan menghilangkan *missing value* pada data.

2. Transformasi data

Transformasi data bertujuan untuk mengubah atribut-atribut dari data awal yang telah didapatkan ke dalam bentuk yang dapat diolah dengan analisis regresi logistik dan sesuai dengan tujuan penelitian. Transformasi data yang dilakukan terdiri dari dua yaitu diskritisasi dan *concept hierarchy for data nominal*. Diskritisasi dilakukan untuk mengubah

bentuk kontinyu variabel respon IPK dan lama studi, serta variabel prediktor IPM menjadi bentuk kategorikal. Sedangkan *concept hierarchy for nominal data* dilakukan untuk mengelompokkan kategori asal daerah menjadi kategori yang lebih kecil.

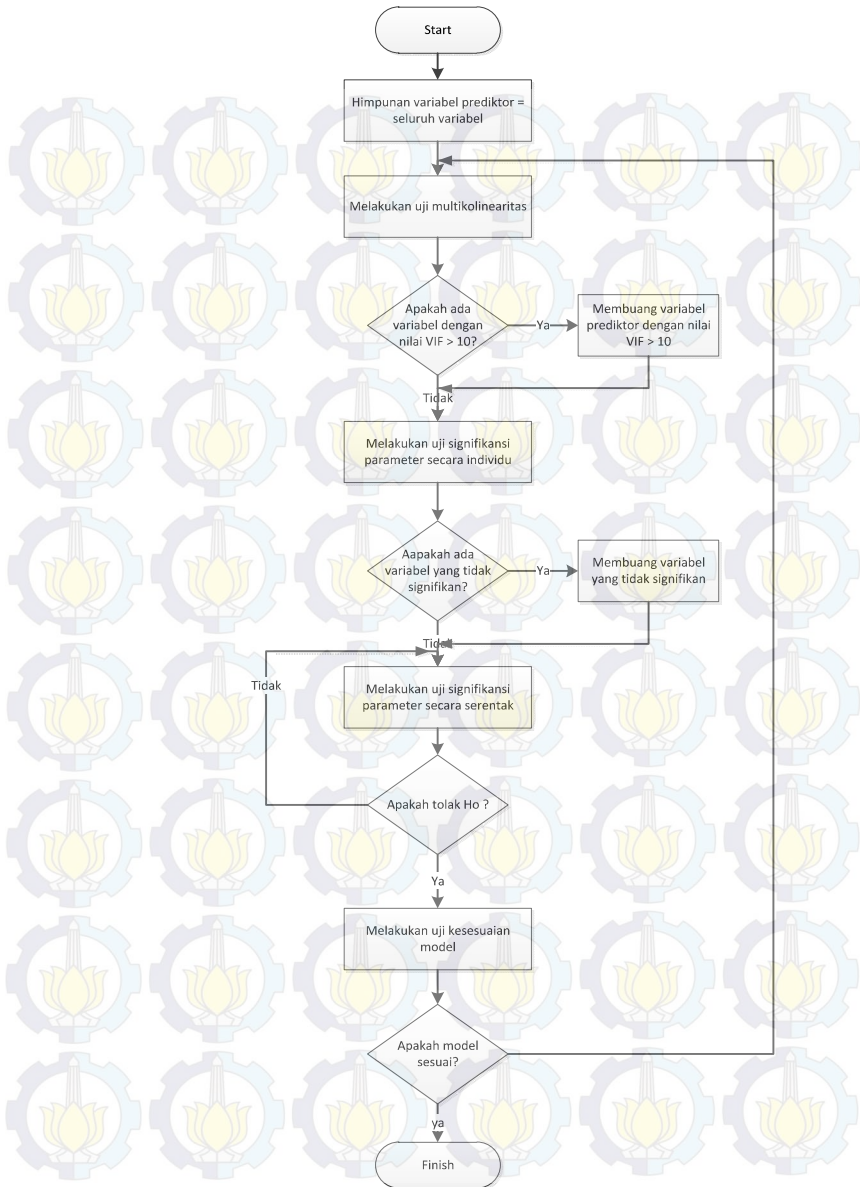
3. Membagi data menjadi data *training* dan data testing Selain itu dilakukan pula pembagian data menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing* untuk mendapatkan model regresi logistik ordinal terbaik.

3.6. Data Processing

Pada tahap ini dilakukan analisis statistik deskriptif dan pembentukan model regresi logistik ordinal.

Tahapan yang dilakukan dalam *data processing* dijelaskan sebagai berikut:

1. Analisis statistik deskriptif
Analisis statistik deskriptif dilakukan untuk mendeskripsikan karakteristik alumni ITS berdasarkan variabel respon dan variabel prediktor. Analisis statistik deskriptif akan menggambarkan obyek penelitian.
2. Memodelkan dengan regresi logistik ordinal
Langkah-langkah untuk memodelkan dengan regresi logistik ordinal adalah sebagai berikut :



Gambar 3. 2 Pemodelan dengan regresi logistik ordinal

- a. Melakukan uji multikolinieritas untuk mengetahui ada atau tidaknya hubungan linier atau korelasi antar variabel bebas yang signifikan pada model. Multikolinieritas tidak diijinkan pada analisis regresi. Uji multikolinieritas dapat dilakukan dengan melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) [9]. Variabel dikatakan memiliki multikolinieritas jika nilai VIF lebih besar dari 10.
- b. Melakukan uji individu atau parsial untuk mengetahui signifikansi parameter terhadap variabel respon. Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji Wald. Perhitungan uji statistic Wald dijelaskan pada persamaan (2.2).
- c. Melakukan pengujian serentak untuk memeriksa kemaknaan koefisien β secara keseluruhan, statistik uji yang digunakan adalah statistik uji G. Perhitungan statistik uji G dijelaskan pada persamaan (2.3).
- d. Melakukan uji kesesuaian model untuk menentukan apakah model sudah sesuai atau tidak. Statistik uji yang digunakan untuk menguji kesesuaian model adalah statistik uji *deviance*. Perhitungan statistik uji *deviance* dijelaskan pada persamaan (2.4).

3.7. Evaluasi model regresi logistik

Evaluasi model regresi logistik didasarkan pada ketepatan klasifikasi (ukuran ketepatan klasifikasi menunjukkan seberapa baik model dapat menjelaskan data) serta *Pseudo R²*, Nilai *Pseudo R²* berada pada rentang 0 hingga 1, semakin mendekati 1, maka semakin baik variasi yang dapat dijelaskan oleh model [9]. Evaluasi model regresi logistik dilakukan untuk mendapatkan model regresi logistik terbaik.

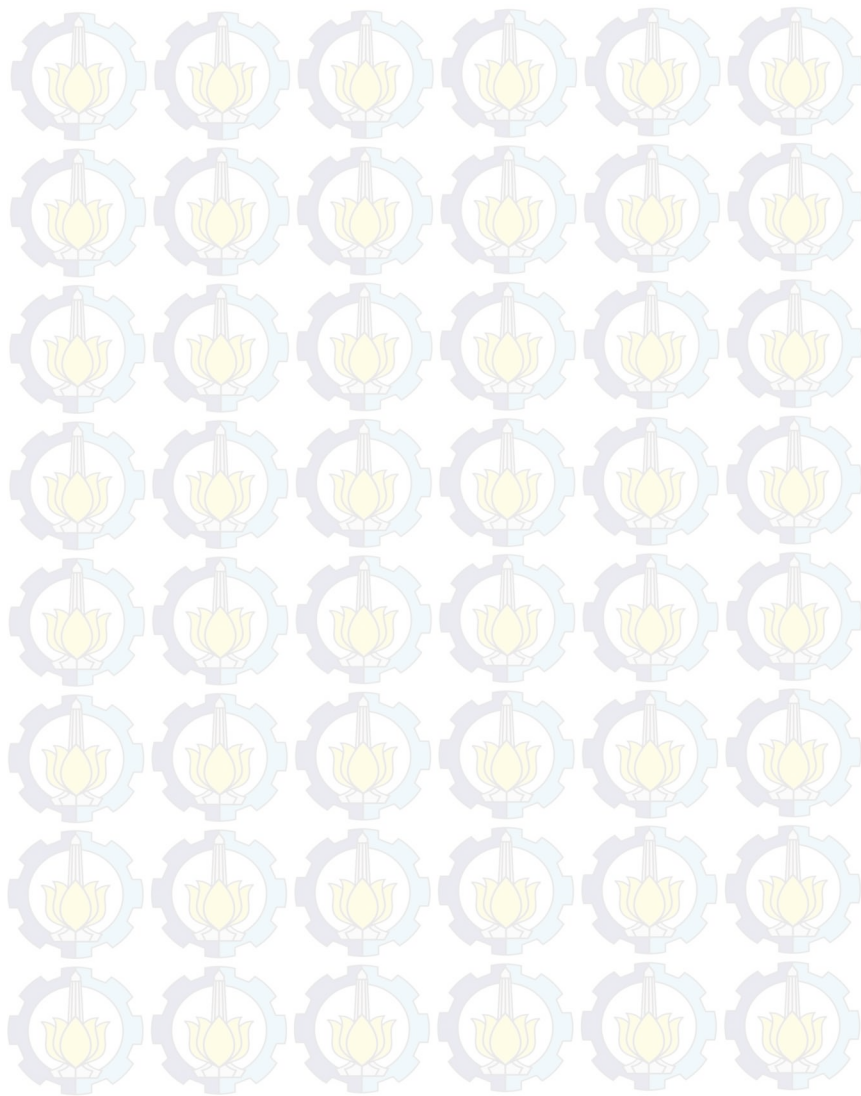
3.8. Kesimpulan dan saran/ rekomendasi

Berdasarkan hasil analisis dan evaluasi model, selanjutnya akan ditarik kesimpulan dan saran sebagai informasi yang dapat diberikan kepada pihak universitas serta bahan masukan untuk penelitian selanjutnya.

3.9. Penyusunan buku tugas akhir

Langkah terakhir dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah penyusunan buku tugas akhir. Buku tugas akhir berisi keseluruhan proses yang telah dilakukan dalam pengerjaan tugas akhir mulai dari identifikasi masalah hingga penarikan kesimpulan.

Halaman ini sengaja dikosongkan



BAB IV PERANCANGAN PENELITIAN

Pada bab ini dijelaskan mengenai rancangan analisis data serta subyek dan obyek penelitian.

4.1. Rancangan Analisis Data

Rancangan analisis data merupakan tahapan bagaimana analisis data akan dilakukan. Rancangan analisis data dijelaskan sebagai berikut.

1. Tahap pertama yang dilakukan adalah membagi data ke dalam dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* merupakan data yang digunakan untuk membentuk model, sedangkan data *testing* merupakan data yang digunakan untuk menguji validasi model. Kombinasi data *training* dan *testing* yang digunakan adalah 60:40, 70:30, 80:20, dan 90:10.
2. Tahap kedua adalah melakukan analisis statistik deskriptif, analisis statistik deskriptif dilakukan untuk menjelaskan karakteristik mahasiswa ITS yang dijadikan obyek penelitian. Menurut Johnson dalam Al Fattah [9], statistik deskriptif merupakan statistik yang digunakan untuk mendeskripsikan atau menggambarkan obyek penelitian yang diambil dari sampel maupun populasi. Analisis statistik deskriptif yang akan dilakukan terdiri dari tiga jenis, yaitu:
 - a. Analisis statistik deskriptif terhadap variabel dependen
 - b. Analisis statistik deskriptif terhadap variabel independen
 - c. Tabulasi silang (*cross tabulation*) untuk melihat hubungan antara variabel dependen dan independen.
3. Tahap ketiga adalah melakukan pemodelan regresi logistik ordinal. Model regresi logistik yang dibuat dibagi menjadi dua yaitu model regresi logistik untuk variabel respon IPK dan model regresi logistik untuk

variabel respon lama tempuh studi. Model logit dalam regresi logistik ordinal disebut dengan *cumulative logit*. Yang dinyatakan sebagai berikut :

$$\text{Logit } \varphi_j = \ln \left[\frac{P(Y \leq j | xi)}{P(Y > x_j | xi)} \right] = \alpha_j + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} \quad (4.1)$$

Dimana $j = 0, 1, 2, \dots, j-1$ dan J merupakan banyaknya kategori pada variabel respon, sedangkan k merupakan banyaknya variabel prediktor. Sehingga peluang kumulatif kategori ke j dapat dituliskan sebagai berikut :

$$P(Y \leq j | xi) = \frac{\exp(\alpha_j + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik})}{1 + \exp(\alpha_j + \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik})} \quad (4.2)$$

Untuk variabel respon lama studi karena terdiri dari tiga kategori (lebih cepat, normal, terlambat), maka akan terbentuk dua fungsi logit dan dua fungsi peluang kumulatif. Berdasarkan fungsi peluang kumulatif, maka fungsi peluang masing-masing kategori respon dapat dituliskan sebagai berikut :

$$P(Y = \text{lebih cepat} | xi) = \varphi_{\text{lebih cepat}}(x) = P(Y \leq \text{lebih cepat} | xi) \quad (4.3)$$

$$P(Y = \text{normal} | xi) = \varphi_{\text{normal}}(x) = P(Y \leq \text{normal}(\text{normal dan lebih cepat}) | xi) - \varphi_{\text{lebih cepat}}(x) \quad (4.4)$$

$$P(Y = \text{terlambat} | xi) = \varphi_{\text{terlambat}}(x) = 1 - P(Y \leq \text{normal}(\text{normal dan lebih cepat}) | xi) \quad (4.5)$$

Sedangkan untuk variabel respon IPK, karena terdiri dari empat kategori, maka akan terbentuk tiga fungsi logit dan tiga fungsi peluang kumulatif. Fungsi peluang kumulatif untuk masing-masing variabel respon IPK adalah sebagai berikut:

$$P(Y = \text{sangat baik} | x_i) = \varphi_{\text{sangat baik}}(x) = P(Y \leq \text{sangat baik} | x_i) \quad (4.6)$$

$$P(Y = \text{baik} | x_i) = \varphi_{\text{baik}}(x) = P(Y \leq \text{baik}(\text{sangat baik dan baik}) | x_i) - \varphi_{\text{sangat baik}}(x) \quad (4.7)$$

$$P(Y = \text{cukup} | x_i) = \varphi_{\text{cukup}}(x) = P(Y \leq \text{cukup}(\text{sangat baik, baik, dan cukup}) | x_i) - \varphi_{\text{sangat baik dan baik}}(x) \quad (4.8)$$

$$P(Y = \text{kurang} | x_i) = \varphi_{\text{kurang}}(x) = 1 - P(Y \leq \text{cukup}(\text{sangat baik, baik, dan cukup}) | x_i) \quad (4.9)$$

4. Tahap keempat adalah melakukan evaluasi terhadap model regresi logistik ordinal yang telah didapatkan dari masing-masing kombinasi data. Evaluasi dilakukan dengan melihat ketepatan klasifikasi baik pada *training* maupun data *testing* serta nilai *pseudo R² Mc Fadden*.
5. Tahap kelima adalah merepresentasikan model regresi logistik ordinal terbaik berdasarkan nilai *odds ratio*.

4.2. Obyek dan Populasi Penelitian

Obyek penelitian ini adalah alumni S1 reguler (bukan lintas jalur dan ekstensi) Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Data alumni dianggap dapat mewakili capaian prestasi mahasiswa karena alumni telah menyelesaikan program pendidikan sarjana hingga akhir.

Data yang digunakan dalam penelitian merupakan data sekunder yang diperoleh dari Biro Akademik Kemahasiswaan dan Perencanaan (BAKP) ITS.

Populasi dalam penelitian ini adalah alumni angkatan 2007, 2008, dan 2009. Jumlah data yang dapat digunakan setelah menghapus *missing value* adalah 5713 data.

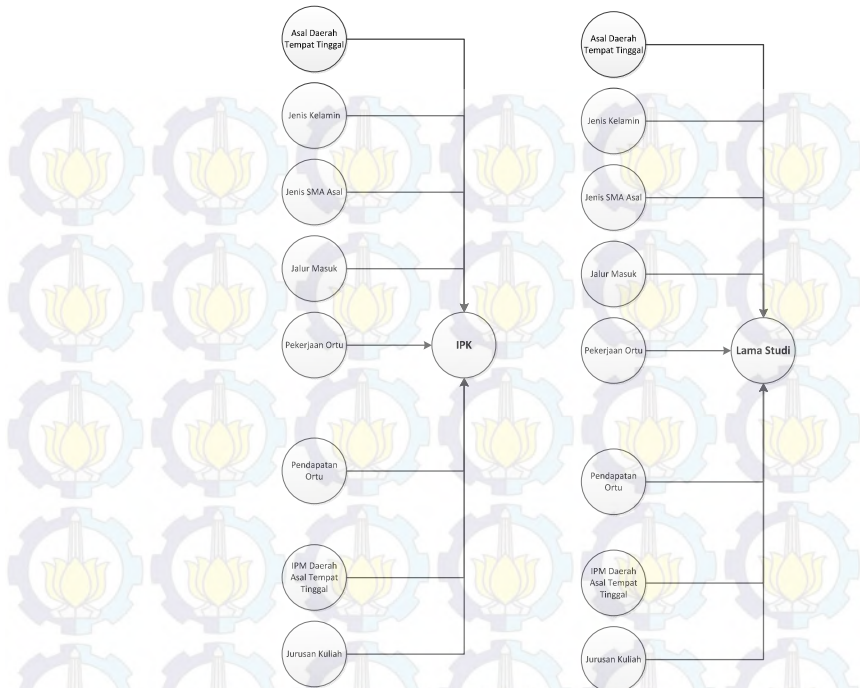
4.3. Operasionalisasi Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan meliputi variabel dependen dan variabel independen. Variabel dependen adalah IPK dan lama studi mahasiswa. IPK dan lama studi merupakan salah satu keluaran yang dianggap relevan untuk mengukur keberhasilan belajar mahasiswa [2, 3]. Sedangkan variabel prediktor atau independen yang digunakan adalah faktor-faktor pada tahap pra perkuliahan dan latar belakang mahasiswa.

Pemilihan variabel independen didasarkan pada penelitian sebelumnya, serta disesuaikan dengan ketersediaan data yang dimiliki oleh BAKP ITS.

4.3.1. Model Konseptual

Model konseptual pada penelitian dijelaskan pada gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Model Konseptual

4.3.2. Definisi operasional variabel

Definisi masing-masing variabel yang digunakan dalam penelitian dijelaskan sebagai berikut:

1. Variabel dependen

a. IPK

Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) sebagai variabel dependen (terikat) satu (Y1). Indeks Prestasi Kumulatif merupakan capaian pembelajaran lulusan pada akhir program studi. Indeks Prestasi Kumulatif dinyatakan dalam bentuk numerik dari skala 0 hingga 4. Dalam penelitian ini IPK akan diubah ke dalam bentuk skala ordinal.

b. Lama tempuh studi

Lama tempuh studi sebagai variabel dependen (terikat) dua (Y2). Lama tempuh studi merupakan waktu yang dibutuhkan oleh mahasiswa untuk dapat menyelesaikan pendidikan di perguruan tinggi. Masa studi dinyatakan dalam satuan semester (7 semester, 8 semester, dst). Dalam penelitian ini lama studi selanjutnya diubah ke dalam bentuk skala ordinal.

2. Variabel independen

a. Jenis kelamin

Jenis kelamin sebagai variabel independen satu (X1). Jenis kelamin dikategorikan menjadi dua yaitu laki-laki dan perempuan. Beberapa penelitian menyebutkan bahwa jenis kelamin dapat berpengaruh terhadap capaian akademik mahasiswa. Penelitian tersebut antara lain dilakukan oleh Yunita [33], Al Fattah dkk [9], dan Dancer [35].

b. Jenis asal SMA

Jenis asal SMA sebagai variabel independen dua (X2). Jenis asal SMA menunjukkan jenis SMA pada jenjang pendidikan sebelumnya. Jenis asal SMA dibedakan menjadi SMA Negeri, SMA Swasta, MA Negeri, MA Swasta, SMK negeri, SMK swasta, Pondok pesantren, dan SMA Luar negeri. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Dewi jenis asal SMA dapat mempengaruhi capaian akademik mahasiswa. Penelitian tersebut juga selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh Eskew dan Falley yang menyatakan bahwa pengalaman akademis sebelumnya akan mempengaruhi prestasi akademik mahasiswa [18].

c. Jalur masuk

Jalur masuk sebagai variabel independen tiga (X3). Jalur masuk merupakan jalur bagaimana seorang mahasiswa dapat diterima di perguruan tinggi. Di ITS sendiri jalur masuk untuk program S1 reguler hingga tahun angkatan 2009 terdiri dari 8 jalur masuk, yaitu SNMPTN tulis, PMDK reguler, PMDK prestasi, PMDK Madura, PKM kemitraan, PKM mandiri, Bidik misi, UM desain, dan S1 kerjasama. Penelitian yang menyatakan adanya hubungan antara jalur masuk dan prestasi akademik antara lain adalah penelitian yang dilakukan oleh Wijayanti [15], Handayani [14], dan Padmini dkk [20].

d. Pendapatan orang tua

Pendapatan orang tua sebagai variabel independen empat (X4). Pendapatan orang tua menyatakan penghasilan yang diperoleh oleh orang tua dalam kurun waktu satu bulan. Pendapatan orang tua terbagi ke dalam sebelas kelompok. Untuk masing-masing kelompok dinyatakan dengan bentuk skala interval dalam satuan rupiah, contoh : Rp 0 – Rp 500.000. Pendapatan orang tua dapat mewakili faktor kondisi sosial ekonomi.

e. Pekerjaan orang tua

Pekerjaan orang tua sebagai variabel independen lima (X5). Pekerjaan orang tua menyatakan profesi orang tua mahasiswa. Berdasarkan data yang diperoleh, pekerjaan orang tua dikategorikan menjadi 11 golongan. Yaitu pegawai BUMN/BUMD, pensiunan swasta, pensiunan PNS atau ABRI, buruh, petani/nelayan, professional perorangan, pedagang/wiraswasta, pegawai swasta bukan guru/dosen, guru/dosen swasta, guru/dosen negeri, dan lain-lain. Sama halnya dengan pendapatan orang tua, pekerjaan orang tua juga dapat merepresentasikan kondisi atau status sosial ekonomi.

f. Asal daerah

Asal daerah tempat tinggal sebagai variabel independen enam (X6). Asal daerah tempat tinggal merupakan asal daerah mahasiswa yang dinyatakan dengan nama kota atau kabupaten. Dalam penelitian ini asal daerah tempat tinggal dikelompokkan kembali berdasarkan letak wilayahnya. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Tukina [38] dan Mark [39] asal daerah dapat mempengaruhi prestasi mahasiswa, hal ini terjadi karena adanya perbedaan budaya, sehingga mahasiswa dari luar daerah bisa saja mengalami *culture shock*.

g. Indeks Pembangunan Manusia Daerah

Indeks Pembangunan hidup Manusia (IPM) sebagai variabel independen delapan (X7). Wijayanti [15] dalam penelitiannya menganalisa hubungan antara Indeks Pembangunan Hidup Manusia (IPM) dengan IPK mahasiswa. IPM merupakan ukuran kualitas hidup yang dibangun melalui tiga dimensi dasar yaitu umur panjang dan sehat, pengetahuan, serta kehidupan yang layak. Indeks Pembangunan Manusia yang semakin tinggi menunjukkan tingkat kesejahteraan masyarakat yang semakin tinggi pula. Data IPM didapatkan dari website data.go.id. IPM yang digunakan adalah IPM untuk level kabupaten atau kota.

h. Jurusan

Jurusan sebagai variabel independen Sembilan (X8). Jurusan menyatakan jurusan yang dipilih mahasiswa selama berkuliah. Hingga penerimaan tahun 2009 untuk program studi S1 di ITS terdapat 20 jurusan, yaitu Fisika, Matematika, Kimia, Biologi, Statistika, Teknik mesin, Teknik elektro,

Teknik kimia, Teknik Fisika, Teknik Industri, Teknik Material dan Metalurgi, Teknik Sipil, Teknik Lingkungan, Arsitektur, Desain produk, Teknik Geomatika, Perencanaan Wilayah dan Kota (PWK). Teknik Perkapalan, Teknik Kelautan, Sistem Perkapalan (Siskal), Teknik Informatika, dan Sistem Informasi. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Budiati jurusan dapat berpengaruh terhadap lama studi mahasiswa.

4.3.3. Transformasi data

Transformasi data dilakukan untuk mentransformasikan atribut-atribut dari data awal yang telah didapatkan dan telah dipilih ke dalam bentuk yang dapat diolah dengan analisis regresi logistik. Transformasi data yang dilakukan dibagi menjadi dua yaitu diskritisasi dan konsep hirarki untuk data nominal (*concept hierarchy generation for nominal data*).

1. Diskritisasi

Diskritisasi adalah mengganti nilai data asli yang berupa atribut numerik menjadi label interval atau label konseptual. Salah satu contohnya adalah umur, dari data asli yang berbentuk numerik (1, 2, 7, dst) dapat diubah ke dalam bentuk interval (0-10, 11-20, dst) maupun dapat diubah ke dalam bentuk data nominal (balita, anak-anak, remaja).

Diskritisasi dilakukan untuk mengubah variabel kontinyu atau numerik ke dalam bentuk kategorikal. Diskritisasi dilakukan pada variabel respon lama tempuh studi, IPK, serta variabel prediktor IPM daerah.

Transformasi masing-masing variabel tersebut dijelaskan sebagai berikut.

a. IPK

Nilai IPK ditransformasikan ke dalam bentuk kualitatif berdasarkan hasil diskritisasi.

Diskritisasi dilakukan menggunakan metode *equal width* dengan bantuan *software data mining* WEKA. Jumlah *bin* yang dipilih adalah 4 *bin* dan 3 *bin*. Setelah dilakukan diskritisasi menjadi 4 *bin* dan 3 *bin*, selanjutnya dipilih diskritisasi terbaik dengan cara membandingkan nilai *mean*, median, dan modus data hasil diskritisasi terhadap data asli. Hasil perhitungan nilai *mean*, median, dan nilai modus untuk masing-masing *bin* dijelaskan pada tabel 4.1. di bawah ini.

Tabel 4. 1 Hasil diskritisasi variabel IPK

Diskritisasi	Nilai <i>mean</i>	Nilai <i>median</i>	Nilai <i>modus</i>
Data asli (sebelum diskritisasi)	3,25	3,25	3,24
3 bin	8,38	3,18	3,16
4 bin	11,59	3,21	3,26

Dari perhitungan nilai *mean*, *median* dan *modus* diapat disimpulkan bahwa diskritisasi 4 *bin* menghasilkan nilai *median*, serta *modus* yang mendekati atau hampir sama dengan nilai yang dimiliki oleh data tunggal (sebelum dilakukan diskritisasi). Oleh karena itu jumlah *bin* yang dipilih adalah 4 *bin*.

Tabel 4. 2 Hasil diskritisasi IPK dengan 4 bin

IPK	Kategori
$\leq 2,80$	Kurang
2,81-3,20	Cukup
3,21-3,58	Baik
$\geq 3,58$	Sangat Baik

Diskritisasi yang dilakukan tidak menggunakan acuan peraturan yang ditetapkan oleh BAN-PT yaitu $IPK \geq 3$ masuk dalam kategori sangat baik, $2.75 < IPK < 3$ untuk kategori baik, $2 \leq IPK \leq 2.75$ untuk kategori cukup, dan $IPK \leq 2$ untuk kategori kurang karena ingin melihat kondisi atau keadaan nyata distribusi nilai IPK yang ada di ITS. Sebagai contoh jurusan-jurusan tertentu misalnya Sistem Informasi sebagian besar mahasiswa memiliki IPK lebih dari dua, hal tersebut akan membuat sebagian besar mahasiswa Sistem Informasi akan masuk dalam kategori sangat baik.

b. Lama tempuh studi

Pada data asli lama studi dinyatakan dalam satuan semester dalam bentuk data numerik, misal 7 semester, 8 semester, dst. Akan lebih bermakna jika data numerik tersebut diubah ke dalam skala ordinal, misal tepat waktu dan tidak tepat waktu. Merujuk pada penelitian yang dilakukan oleh Al-Fattah [9] lama tempuh studi dikategorikan menjadi tiga, dijelaskan pada tabel 4.3.

Tabel 4. 3 Kategori lama tempuh studi

No	Lama Studi	Keterangan
1	Lama studi < 8 semester	Lebih cepat
2	Lama studi = 8 semester	Normal
3	Lama studi > 8 semester	Terlambat

c. IPM daerah

Berdasarkan standar internasional IPM dapat dikategorikan ke dalam empat tingkatan seperti yang disajikan pada tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Kategori IPM daerah

No	Nilai IPM	Keterangan
1	Lebih dari 80	Tinggi
2	Antara 66 – 79,99	Menengah Atas
3	Antara 50 – 65,99	Menengah Bawah
4	Kurang dari 50	Rendah

3. Konsep hirarki untuk data nominal (*concept hierarchy generation for nominal data*)

Konsep hirarki untuk data nominal (*concept hierarchy generation for nominal data*) digunakan untuk menggeneralisasikan atribut ke dalam level yang lebih tinggi, misal atribut nama jalan dapat diubah menjadi nama kota atau negara. Transformasi ini dilakukan pada variabel asal daerah. Pada data asli, asal daerah tempat tinggal dituliskan dengan nama kabupaten atau kota, jumlah kabupaten dan kota di Indonesia sekitar 1900 kota dan kabupaten yang tersebar di 33 provinsi, jumlah tersebut tentu sangat banyak, untuk itu asal daerah akan dikelompokkan menjadi beberapa kategori berdasarkan letak wilayah kabupaten atau kota tersebut. Kategori asal daerah tempat tinggal berdasarkan letak wilayah kabupaten atau kota ditunjukkan pada tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Kategori Asal Daerah

No	Asal daerah
1	Surabaya
2	Luar Jawa Timur (masih Jawa)
3	Jawa Timur (non Surabaya)
4	Luar Jawa

4.3.4. Variabel penelitian

Setelah dilakukan diskritisasi variabel dependen dan independen yang digunakan dalam penelitian dijelaskan pada tabel 4.6.

Tabel 4. 6 Variabel penelitian

Atribut	Tipe Data	Nilai
Dependen		
IPK (Y1)	Kategori-kal	0 = Sangat Baik 1 = Baik 2 = Cukup 3 = Kurang
Lama Studi (Y2)	Kategori-kal	0 = Lebih cepat 1 = Normal 2 = Terlambat
Independen		
Jenis kelamin (X1)	Kategori-kal	0 = Laki-laki 1 = Perempuan
Jenis SMA Asal (X2)	Kategori-kal	0 = SMA Negeri 1 = SMA swasta 2 = MA Negeri 3 = MA Swasta 4 = SMK Negeri 5 = SMK Swasta 6 = SMA Luar Negeri(Luar Indonesia) 7 = Pondok pesantren

Atribut	Tipe Data	Nilai
Jalur Masuk (X3)	Kategori-kal	0 = SPMB/SNMPTN/SBMPTN 1 = PMDK reguler 2 = PKM kemitraan 3 = PMDK prestasi 4 = PKM mandiri 5 = UM Desain 6 = Bidik Misi 7 = S1 kerjasama 8 = PMDK Madura
Pendapatan Orang Tua (X4)	Interval	0 = 0- Rp. 500.000 1 = Rp. 500.001 - Rp. 1.000.000 2 = Rp. 1.000.001 - Rp. 1.500.000 3 = Rp. 1.500.001 - Rp. 2.000.000 4 = Rp. 2.000.001 - Rp. 2.500.000 5 = Rp. 2.500.001 - Rp. 3.000.000 6 = Rp. 3.000.001 - Rp. 4.000.000 7 = Rp. 4.000.001 - Rp. 5.000.000 8 = Rp. 5.000.001 - Rp. 7.500.000 9 = Rp. 7.500.001 - Rp. 10.000.000 10 = Rp. 10.000.001-Rp. 15.000.000

Atribut	Tipe Data	Nilai
		11 = Lebih dari Rp. 15.000.000
Pekerjaan Orang Tua (X5)	Kategori-kal	0 = Pensiunan swasta 1 = Pensiunan pegawai negeri / ABRI 2 = Buruh 3 = Petani / nelayan 4 = Profesional perorangan 5 = Pedagang/wiras wasta 6= Pegawai swasta bukan guru/dosen 7 = Guru / dosen swasta 8 = ABRI 9 = Pegawai negeri bukan guru/dosen 10 = Guru/dosen negeri 11 = Lain-lain
Asal Daerah Tempat	Kategori-kal	0 = Surabaya 1 = Jawa Timur (non Surabaya)

Atribut	Tipe Data	Nilai
Tinggal (X6)		2 = Luar jawa timur (masih jawa) 3 = Luar Jawa
IPM Daerah Tempat Tinggal (X7)	Kategori-kal	0 = Tinggi 1 = Menengah Atas 2 = Menengah Bawah 3 = Rendah
Jurusan (X8)	Kategori-kal	0 = Fisika 1 = Matematika 2 = Biologi 3 = Kimia 4 = Statistika 5 = T. Mesin 6 = T. Elektro 7 = T. Kimia 8 = T. Fisika 9 = T. Industri 10 = T. Material Metalurgi 11 = T. Sipil 12 = T. Lingkungan 13 = Arsitektur 14 = Desain Produk 15 = T. Geomatika 16 = PWK 17 = T. Perkapalan 18 = T. kelautan 19 = Siskal 20 = T. Informatika 21 = Sistem Informasi

BAB V

IMPLEMENTASI

Bagian ini berisi proses pelaksanaan tugas akhir berdasarkan tahapan yang telah dijelaskan pada bagian metodologi dan perancangan penelitian.

5.1. Membagi data *training* dan data *testing*

Sebelum dilakukan analisis, data terlebih dahulu dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk membentuk model regresi logistik ordinal, sedangkan data *testing* digunakan untuk mengukur tingkat validasi model. Rasio ukuran sampel untuk pembentukan model harus lebih besar dibandingkan rasio sampel untuk validasi, artinya bahwa jumlah data *testing* harus lebih banyak dibandingkan dengan data *training* [40]. Hair dkk. menyatakan bahwa tidak ada acuan yang pasti dalam membagi sampel menjadi kelompok data untuk pembentukan model dan validasi, para peneliti menyukai pembagian 60-40 atau 75-25 [41].

Dalam penelitian ini pembagian data *training* dan data *testing* digunakan rasio 60-40, 70-30, 80-20 dan 90-10. Pemilihan data dilakukan secara acak (*random*). Pembagian data *training* dan data *testing* dilakukan dengan menggunakan *software* WEKA. Dari kombinasi data di atas akan dicari kombinasi yang dapat membentuk model regresi logistik ordinal terbaik.

5.2. Analisis statistik deskriptif

Analisis statistik deskriptif dilakukan untuk menjelaskan karakteristik mahasiswa ITS yang dijadikan objek penelitian berdasarkan variabel dependen dan independen. Analisis statistik deskriptif dibagi menjadi tiga yaitu analisis statistik deskriptif variabel dependen, analisis statistik deskriptif variabel independen, serta analisis statistik deskriptif variabel independen terhadap variabel dependen.

5.2.1. Analisis statistik deskriptif variabel dependen

Variabel dependen dalam tugas akhir ini adalah IPK dan lama tempuh studi mahasiswa. Statistik deskriptif masing-masing variabel dijelaskan sebagai berikut.

1. IPK

Ketika belum diubah ke dalam bentuk kategorikal nilai, mean, maksimum, minimum, serta standar deviasi variabel IPK adalah sebagai berikut.

Mean : 3,21
Minimum : 2,41
Maximum : 3,97
 Standar deviasi : 0,247

Setelah diubah ke dalam bentuk skala ordinal, frekuensi untuk masing-masing kategori IPK dijelaskan pada tabel 5.1.

Tabel 5. 1 Statistik deskriptif variabel respon IPK

Kategori	Frekuensi	Prosentase
Sangat Baik	481	8,4%
Baik	2829	49,5%
Cukup	2225	38,9%
Kurang	178	3,1%

Berdasarkan hasil analisis statistik deskriptif variabel dependen IPK dapat disimpulkan bahwa mayoritas mahasiswa ITS memiliki IPK baik dan hanya sedikit yang memiliki IPK kurang.

2. Lama tempuh studi

Ketika belum diubah ke dalam bentuk kategorikal nilai mean, maksimum, minimum, dan standar deviasi variabel lama studi adalah sebagai berikut

Mean : 8,54 semester
Minimum : 7semester

Maximum : 14 semester

Standar deviasi : 1,141

Setelah diubah ke dalam bentuk skala ordinal frekuensi untuk masing-masing kategori lama studi dijelaskan pada tabel 5.2.

Tabel 5. 2 Statistik deskriptif variabel respon lama tespuh studi

Kategori	Frekuensi	Prosentase
Lebih cepat	507	8,9%
Normal	3104	54,3%
Terlambat	2102	36,8%

Diagram *pie* untuk tabel di atas ditunjukkan pada gambar di bawah ini



Gambar 5. 1 Diagram pie lama tempuh studi

Dari tabel maupun diagram di atas dapat disimpulkan bahwa sebagian besar mahasiswa lulus tepat empat tahun atau normal, kemudian 36,8% lulus lebih dari empat tahun atau terlambat, dan sebagian kecil dapat lulus kurang dari empat tahun atau lebih cepat.

5.2.2. Analisis statistik deskriptif variabel independen

Analisis statistik deskriptif variabel independen dilakukan untuk mengetahui karakteristik alumni ITS berdasarkan variabel independennya. Karena semua variabel independen adalah kategorikal maka analisis statistik deskriptif dilakukan dengan cara melihat frekuensi serta prosentase untuk tiap-tiap kategori.

Tabel 5. 3 Analisis statistik deskriptif variabel independen

Variabel Independen	Kategori	Freq.	%
Jenis Kelamin	Laki-laki	3354	58,7
	Perempuan	2359	41,3
Jenis SMA asal	SMA Negeri	4899	86,1
	SMA Swasta	663	11,6
	MA Negeri	62	1,1
	MA Swasta	7	0,1
	SMK Negeri	53	0,9
	SMK Swasta	6	0,1
	SMA Luar Negeri	2	0,01
	Pondok Pesantren	1	0,01
Jalur Masuk	SNMPTN	3074	53,8
	PMDK reguler	752	13,2
	PMDK kemitraan	574	10,0
	PMDK prestasi	27	0,5
	PKM mandiri	853	14,9
	UM Desain	229	4
	Bidik Misi	127	2,2
	S1 Kerjasama	60	1,1

Variabel Independen	Kategori	Freq.	%
	PMDK Madura	17	0,3
Pendapatan orang tua	0-Rp. 500.000	81	1,4
	Rp. 500.001 - Rp. 1.000.000	302	5,3
	Rp. 1.000.001 - Rp. 1.500.000	666	11,7
	Rp. 1.500.001 - Rp. 2.000.000	1978	34,6
	Rp. 2.000.001 - Rp. 2.500.000	1711	29,9
	Rp. 2.500.001 - Rp. 3.000.000	490	8,6
	Rp. 3.000.001 - Rp. 4.000.000	285	5
	Rp. 4.000.001 - Rp. 5.000.000	200	3,5
Pekerjaan orang tua	Pensiunan swasta	65	1,1

Variabel Independen	Kategori	Freq.	%
	Pensiunan pegawai negeri / ABRI	216	3,8
	Buruh	110	1,9
	Petani / nelayan	233	4,1
	Profesional perorangan	57	1
	Pedagang/wira swasta	1009	17,7
	Pegawai swasta bukan guru/dosen	1393	24,4
	Guru / dosen swasta	115	2
	ABRI	144	2,5
	Pegawai negeri bukan guru/dosen	1443	25,3
	Guru/dosen negeri	610	10,7
	Lain-lain	318	5,6
Asal daerah	Surabaya	1506	26,4
	Jawa Timur (non Surabaya)	3159	55,3
	Luar Jawa Timur (masih jawa)	416	7,3
	Luar jawa	632	11,1
	Tinggi	0	0
	Menengah atas	4804	84,1

Variabel Independen	Kategori	Freq.	%
IPM daerah tempat tinggal	Menengah Bawah	909	15,9
	Rendah	0	0
Jurusan	Fisika	155	2,7
	Matematika	194	3,4
	Biologi	155	2,7
	Kimia	207	3,6
	Statistika	275	4,8
	Teknik Mesin	330	5,8
	Teknik Elektro	445	7,8
	Teknik Kimia	398	7
	Teknik Fisika	230	4
	Teknik Industri	389	6,8
	Teknik Material Metalurgi	194	3,4
	Teknik Sipil	316	5,5
	Teknik Lingkungan	267	4,7
	Arsitektur	217	3,8
	Desain Produk	239	4,2
	Teknik Geomatika	150	2,6
	Perencanaan wilayah dan kota	162	2,8
	Teknik Perkapalan	168	2,9
	Teknik Kelautan	235	4,1
	Siskal	245	4,3
	Teknik Informatika	420	7,4

Variabel Independen	Kategori	Freq.	%
	Sistem Informasi	322	5,6

Hasil analisis statistik deskriptif variabel independen menunjukkan bahwa sebagian besar (paling banyak) mahasiswa ITS berasal dari SMA Negeri, berasal dari jalur masuk SNMPTN tulis, pendapatan orang tua antara 1.500.000 sampai 2.500.000, pekerjaan orang tua merupakan pegawai negeri bukan guru atau dosen, berasal dari Jawa Timur (non Surabaya), Indeks Pembangunan Daerah menengah ke atas, dan alumni paling banyak berasal dari jurusan Teknik Elektro.

5.2.3. Analisis statistik deskriptif variabel independen terhadap variabel dependen

Analisis statistik deskriptif antara variabel dependen dan independen dilakukan dengan tabulasi silang (*cross tabulation*). *Cross tabulation* dapat menjelaskan hubungan antara dua atau lebih variabel, namun tidak menjelaskan hubungan sebab akibat. *Cross tabulation* dilakukan pada masing-masing variabel independen terhadap masing-masing variabel dependen.

1. Variabel dependen lama studi

a. Jenis kelamin terhadap lama studi

Tabulasi silang untuk variabel independen jenis kelamin terhadap variabel dependen lama studi dijelaskan pada tabel 5.4.

Tabel 5. 4 Tabulasi silang lama studi dan jenis kelamin

Jenis Kelamin	Lama Studi		
	Lebih Cepat	Normal	Ter-lambat
Laki-laki	211	1585	1558
	6%	47%	46%
Perempuan	296	1519	544
	13%	64%	23%

Dari tabel 5.4 dapat dilihat bahwa mahasiswa yang terlambat lulus mayoritas adalah laki-laki, meskipun begitu laki-laki yang dapat lulus dalam waktu 8 semester jumlahnya masih seimbang dengan mahasiswa laki-laki yang lulus lebih dari 8 semester. Sedangkan mahasiswa perempuan mayoritas dapat lulus tepat waktu.

- b. Jenis SMA asal terhadap lama studi
Tabulasi silang variabel independen jenis SMA terhadap variabel dependen lama studi dijelaskan pada tabel 5.5.

Tabel 5. 5 Tabulasi silang lama studi dan jenis SMA

Jenis SMA	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Ter-lambat
SMA Negeri	458	2711	1730
	9%	55%	35%
SMA Swasta	38	316	309
	6%	48%	47%
MA Negeri	4	38	20
	6%	61%	32%

Jenis SMA	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Ter-lambat
MA Swasta	0	3	4
	0%	43%	57%
SMK Negeri	4	27	22
	8%	51%	42%
SMK Swasta	1	0	5
	17%	0%	83%
SMA Luar Negeri	0	1	1
	0%	50%	50%
Pondok Pesantren	0	0	1
	0%	0%	100%

Berdasarkan jenis SMA mayoritas mahasiswa yang berasal dari SMA maupun MA dapat lulus tepat waktu, sedangkan mahasiswa yang berasal dari SMK mayoritas lulus lebih dari 8 semester.

c. Jalur masuk terhadap lama studi

Tabulasi silang antara variabel independen jalur masuk terhadap variabel dependen lama studi dijelaskan pada tabel 5.6.

Tabel 5. 6 Tabulasi silang lama studi dan jalur masuk

Jalur masuk	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Ter-lambat
SNMPTN Tulis			108
	251	1736	7
	8%	56%	35%
	147	404	201

Jalur masuk	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Ter-lambat
PMDK reguler	20 %	54%	27%
PKM kemitraan	33	278	13
	10 %	86%	4%
PMDK prestasi	6	13	8
	22 %	48%	30%
PKM mandiri	40	452	361
	5%	53%	42%
UM desain	4	89	136
	2%	39%	59%
Bidik Misi	14	89	24
	11 %	70%	19%
S1 Kerjasama	8	33	19
	13 %	55%	32%
PMDK Madura	4	10	3
	24 %	59%	18%

Berdasarkan jalur masuk, mayoritas mahasiswa dari semua jalur dapat lulus tepat waktu, kecuali mahasiswa dari jalur UM desain yang mayoritas lulus teralambat.

- d. Pendapat orang tua terhadap lama studi
- Tabulasi silang variabel independen pendapat orang tua terhadap variabel dependen lama studi dijelaskan pada tabel 5.7.

Tabel 5. 7 Tabulasi silang lama studi dan pendapatan orang tua

Pendapatan Orang Tua	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Ter-lambat
0-Rp	6	49	26
500.000	7%	60%	32%
Rp 500.001 -	29	178	95
Rp1.000.000	10%	59%	31%
Rp1.000.001 -Rp	71	336	259
1.500.000	11%	50%	39%
Rp1.500.001 -	206	107	695
Rp2.000.000	10%	54%	35%
Rp2.000.001 -	142	937	632
Rp2.500.000	8%	55%	37%
Rp2.500.001 -	32	257	201
Rp3.000.000	7%	52%	41%
Rp3.000.001 -	13	165	107
Rp4.000.000	5%	58%	38%
Rp4.000.001 -	8	105	87
Rp5.000.000	4%	53%	44%

Jika dilihat dari variabel pendapatan orang tua, mahasiswa terlambat lulus paling banyak adalah mahasiswa dengan pendapatan orang tua Rp 4.000.001 - Rp 5.000.000, sedangkan mahasiswa yang lulus normal paling banyak adalah m

- mahasiswa dengan pendapatan orang tua 0-Rp 500.000.
- e. Pekerjaan orang tua terhadap lama studi
Tabulasi silang variabel independen pekerjaan orang tua terhadap variabel dependen lama tempuh studi dijelaskan pada tabel 5.8.

Tabel 5. 8 Tabulasi silang lama studi dan pekerjaan orang tua

Pekerjaan Orang Tua	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Ter-lambat
Pensiunan Swasta	7	37	21
	11%	57%	32%
Pensiunan Pegawai Negeri / ABRI	19	113	84
	9%	52%	39%
Buruh	6	58	46
	5%	53%	42%
Petani/Nelayan	24	126	83
	10%	54%	36%
Profesional Perorangan	1	37	19
	2%	65%	33%
Pedagang/ Wiraswasta	109	546	354
	11%	54%	35%
Pegawai Swasta bukan guru atau dosen	105	779	509
	8%	56%	37%
Guru/dosen swasta	14	55	46
	12%	48%	40%

Pekerjaan Orang Tua	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Ter-lambat
ABRI	11	86	47
	8%	60%	33%
Pegawai negeri bukan guru atau dosen	124	739	580
	9%	51%	40%
Guru/dosen negeri	55	355	200
	9%	58%	33%
Lain-lain	32	173	113
	10%	54%	36%

Jika dilihat dari pekerjaan orang tua prosentase mahasiswa yang lulus tepat waktu adalah mahasiswa dengan pekerjaan orang tua sebagai ABRI dan mahasiswa yang paling banyak lulus terlambat adalah mahasiswa dengan pekerjaan orang tua sebagai buruh.

- f. Asal daerah terhadap lama studi
Tabulasi silang variabel independen asal daerah terhadap variabel dependen lama tempuh studi dijelaskan pada tabel 5.9.

Tabel 5. 9 Tabulasi silang lama studi dan asal daerah

Asal daerah	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Ter-lambat
Surabaya	110	818	578
	7%	54%	38%

Asal daerah	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Terlambat
Jawa Timur (Non Surabaya)	318 10%	1755 56%	1086 34%
Luar Jawa Timur (Masih Jawa)	22 5%	220 53%	174 42%
Luar Jawa	57 9%	311 49%	264 42%

Jika dilihat dari asal daerah tempat tinggal mahasiswa, mahasiswa yang lulus tepat waktu atau tepat 4 tahun, paling banyak berasal dari wilayah Jawa Timur non Surabaya, mahasiswa yang lulus terlambat paling banyak berasal dari wilayah luar Jawa, dan mahasiswa yang lulus lebih cepat paling banyak juga berasal dari wilayah Jawa Timur Non Surabaya.

- g. IPM daerah terhadap lama studi
Tabulasi silang variabel independen kategori IPM terhadap variabel dependen lama tempuh studi dijelaskan pada tabel 5.10.

Tabel 5. 10 Tabulasi silang lama studi dan kategori IPM

Kategori IPM	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Terlambat
Menengah atas	418	2609	1777
	9%	54%	37%
	89	495	2102

Kategori IPM	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Ter-lambat
Menengah bawah	3%	18%	78%

Dilihat dari kategori IPM mahasiswa yang lulus lebih cepat dan normal berasal dari wilayah kabupaten atau kota dengan predikat IPM menengah ke atas, sedangkan mahasiswa yang lulus terlambat sebagian besar berasal dari wilayah kabupaten atau kota dengan predikat IPM menengah ke bawah.

h. Jurusan terhadap lama studi

Tabulasi silang variabel independen jurusan terhadap variabel dependen lama tempuh studi dijelaskan pada tabel 5.11.

Tabel 5. 11 Tabulasi silang lama studi dan jurusan

Jurusan	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Ter-lambat
Fisika	13	82	60
	8%	53%	39%
Matematika	37	104	53
	19%	54%	27%
Biologi	2	54	99
	1%	35%	64%
Kimia	32	130	45
	15%	63%	22%
Statistika	79	159	37
	29%	58%	13%
	9	108	213

Jurusan	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Ter-lambat
Teknik Mesin	3%	33%	65%
Teknik Elektro	44	241	160
	10%	54%	36%
Teknik Kimia	1	312	85
	0.3%	78%	21%
Teknik Fisika	20	146	64
	9%	63%	27%
Teknik Industri	54	240	95
	14%	62%	24%
Teknik Material Metalurgi	51	106	37
	26%	55%	19%
Teknik Sipil	23	161	132
	7%	51%	42%
Teknik Lingkungan	11	186	70
	4%	70%	26%
Arsitektur	0	168	49
	0%	77%	23%
Desain Produk	4	93	142
	2%	39%	59%
Teknik Geomatika	1	80	69
	1%	53%	46%
Perencanaan Wilayah dan Kota	0	102	60
	0%	63%	37%
Teknik Perkapalan	5	31	132
	3%	18%	79%
	3	100	132

Jurusan	Lama tempuh studi		
	Lebih cepat	Normal	Terlambat
Teknik Kelautan	1%	43%	56%
Sistem Perkapalan	32	118	95
	13%	48%	39%
Teknik Informatika	51	224	145
	12%	53%	35%
Sistem Informasi	35	159	128
	11%	49%	40%

Jika dilihat dari jurusan, mahasiswa yang dapat lulus lebih cepat sebagian besar berasal dari jurusan Statistika yaitu sebanyak 29% dan jurusan Teknik Material dan Metalurgi sebanyak 26%. Mahasiswa yang lulus normal atau tepat 4 tahun sebagian besar berasal dari jurusan Teknik Kimia dengan prosentase 78% dan jurusan Arsitektur sebanyak 77%. Sedangkan mahasiswa yang lulus terlambat paling banyak berasal dari jurusan Teknik Perkapalan dengan prosentase 79%.

2. Variabel dependen IPK

a. Jenis kelamin terhadap IPK

Tabulasi silang variabel independen jenis kelamin terhadap variabel dependen IPK dijelaskan pada tabel 5.12.

Tabel 5. 12 Tabulasi silang IPK dan jenis kelamin

JK	IPK			
	Sangat Baik	Baik	Cukup	Krg
L	279	1654	1316	105

JK	IPK			
	Sangat Baik	Baik	Cukup	Krg
	8%	49%	39%	3%
P	202	1175	909	73
	8%	49%	38,5%	3%

Prosentase mahasiswa perempuan dan laki-laki dengan IPK sangat baik, baik, cukup, dan kurang adalah sama. Sedangkan selisih jumlah mahasiswa perempuan dan laki-laki dengan IPK cukup hanya 0,5%. Hal ini menunjukkan persebaran merata perolehan IPK untuk mahasiswa laki-laki dan perempuan.

- b. Jenis SMA asal terhadap IPK
Tabulasi silang variabel independen jenis SMA terhadap variabel dependen IPK dijelaskan pada tabel 5.13.

Tabel 5. 13 Tabulasi silang IPK dan jenis SMA

Jenis SMA	IPK			
	Sangat baik	Baik	Cukup	Krg
SMA Negeri	417	2441	1887	155
	8%	49%	38,5%	3%
SMA Swasta	49	320	274	20
	7%	48%	41%	3%
MA Negeri	6	34	39	2
	7%	41,9%	48%	2%
MA Swasta	1	3	3	0
	14%	42%	42%	0%
SMK Negeri	7	27	19	0
	13%	50,9%	35,8%	0%

Jenis SMA	IPK			
	Sangat baik	Baik	Cukup	Krg
SMK Swasta	3	2	1	0
	50%	33,3%	16,6%	0%
SMA Luar Negeri	1	1	0	0
	50%	50%	0%	0%
Pondok Pesantren	0	0	1	0
	0%	0%	100%	0%

Jika dilihat dari asal SMA mayoritas mahasiswa memiliki IPK baik dan cukup, mahasiswa yang berasal dari SMK swasta dan SMA Luar Negeri 50% memiliki IPK sangat baik.

- c. Jalur masuk asal terhadap IPK
Tabulasi silang variabel independen jalur masuk terhadap variabel dependen IPK dijelaskan pada tabel 5.14.

Tabel 5. 14 Tabulasi silang IPK dan jalur masuk

Jalur masuk	IPK			
	Sangat Baik	Baik	Cukup	Krg
SNMPTN Tulis	250	1533	1198	93
	8%	49%	38%	3%
PMDK reguler	69	332	321	30
	9%	44%	42%	3%
PKM kemitraan	53	282	217	22
	9%	49%	37%	3%
PMDK prestasi	3	14	8	2
	11%	51%	29%	7%

Jalur masuk	IPK			
	Sangat Baik	Baik	Cukup	Krg
PKM mandiri	67	447	314	25
	7%	52%	36%	2%
UM desain	16	123	87	3
	6%	53%	37%	1%
Bidik Misi	15	60	51	1
	11%	47%	40%	7%
S1 Kerjasama	6	29	23	2
	10%	48%	38%	3%
PMDK Madura	2	9	6	0
	11%	52%	35%	0%

Berdasarkan jalur masuk, mahasiswa yang berasal dari jalur masuk PMDK Prestasi, Bidik Misi, S1 Kerjasama, dan PMDK Madura, memiliki prosentase IPK sangat baik yang lebih tinggi dibandingkan dengan jalur masuk lainnya. Dilihat dari keseluruhan jalur masuk, mayoritas mahasiswa memiliki IPK yang baik.

- d. Pendapatan orang tua terhadap lama studi Tabulasi silang variabel independen pendapatan orang tua terhadap variabel dependen IPK dijelaskan pada tabel 5.15.

Tabel 5. 15 Tabulasi silang IPK dan pendapatan orang tua

Pendapatan Orang Tua	IPK			
	Sangat baik	Baik	Cukup	Krg
0-Rp 500.000	12	34	30	5
	14%	41%	37%	6%

Pendapatan Orang Tua	IPK			
	Sangat baik	Baik	Cukup	Krg
Rp500.001 - Rp1.000.000	27	146	119	10
	8%	48%	39%	3%
Rp1.000.001 - Rp1.500.000	37	316	286	27
	5%	47%	42%	4%
Rp1.500.001 - Rp 2.000.000	155	1008	752	63
	7%	51%	38%	3%
Rp 2.000.001 - Rp 2.500.000	168	839	663	41
	9%	49%	38%	2%
Rp 2.500.001 - Rp 3.000.000	37	245	187	21
	7%	50%	38,1%	4%
Rp 3.000.001 - Rp 4.000.000	29	136	111	9
	10%	47%	38%	3%
Rp 4.000.001 - Rp 5.000.000	16	105	77	2
	8%	52%	38%	1%

Berdasarkan pendapatan orang tua, tidak ada perubahan frekuensi secara gradual dari kategori yang lebih tinggi ke kategori yang lebih rendah maupun sebaliknya. Mahasiswa dengan pendapatan orang tua 0-Rp500.000 memiliki prosentase IPK sangat baik paling besar jika dibandingkan dengan kategori pendapatan lainnya. Jika dilihat dari pendapatan orang tua secara umum mahasiswa ITS memiliki IPK baik dan cukup.

- e. Pekerjaan orang tua terhadap IPK
Tabulasi silang variabel independen pekerjaan orang tua terhadap variabel dependen IPK dijelaskan pada tabel 5.16.

Tabel 5. 16 Tabulasi silang IPK dan pekerjaan orang tua

Pekerjaan Orang Tua	IPK			
	Sangat baik	Baik	Cukup	Krg
Pensiunan Swasta	6	35	24	0
	9%	53%	37%	0%
Pensiunan Pegawai Negeri / ABRI	22	101	87	6
	10%	46%	40%	2%
Buruh	7	53	46	4
	6%	48%	42%	4%
Petani /Nelayan	21	99	106	7
	9%	42%	45%	3%
Profesional Perorangan	5	25	26	1
	9%	44%	45%	1%
Pedagang/ Wiraswasta	76	521	383	29
	7%	51%	38%	3%
Pegawai Swasta bukan guru atau dosen	116	681	554	42
	8%	48%	40%	3%
Guru/dosen swasta	13	56	42	4
	11%	48%	36%	3%
ABRI	14	74	48	8
	10%	51%	33%	5%
Pegawai negeri bukan guru atau dosen	123	699	573	48
	8%	48%	38%	3%
Guru/dosen negeri	52	323	215	20
	8%	53%	42%	4%

Pekerjaan Orang Tua	IPK			
	Sangat baik	Baik	Cukup	Krg
Lain-lain	26	162	121	9
	8%	51%	38%	3%

Jika dilihat dari pekerjaan orang tua mayoritas mahasiswa memiliki IPK baik dan cukup. Mahasiswa dengan pekerjaan orang tua ABRI, Guru/dosen swasta, dan pensiunan pegawai negeri atau ABRI memiliki prosentase IPK sangat baik yang lebih banyak jika dibandingkan dengan kategori pekerjaan lainnya.

- f. Asal daerah terhadap IPK
Tabulasi silang variabel independen asal daerah terhadap variabel dependen IPK dijelaskan pada tabel 5.17.

Tabel 5. 17 Tabulasi silang IPK dan asal daerah

Asal daerah	IPK			
	Sangat baik	Baik	Cukup	Krg
Surabaya	114	772	576	44
	7%	51%	38%	3%
Jawa Timur (Non Surabaya)	272	1556	1232	99
	9%	49%	39%	3%
Luar Jawa Timur (Masih Jawa)	39	198	168	11
	9%	47%	49%	2%
	56	303	249	24

Asal daerah	IPK			
	Sangat baik	Baik	Cukup	Krg
Luar Jawa	9%	48%	39%	4%

Jika dilihat dari asal daerah, untuk semua kategori asal daerah rata-rata mahasiswa memiliki IPK baik dan cukup. Prosentse untuk masing-masing kategori asal daerah tidak memiliki perbedaan yang signifikan.

- g. IPM daerah terhadap IPK
Tabulasi silang variabel independen IPM daerah terhadap variabel dependen IPK dijelaskan pada tabel 5.18.

Tabel 5. 18 Tabulasi silang IPK dan kategori IPM

Kategori IPM	IPK			
	Sangat baik	Baik	Cukup	Krg
Menengah atas	404	2375	1885	140
	8%	49%	39%	3%
Menengah bawah	77	454	340	38
	8%	50%	37%	4%

Berdasarkan kategori IPM, tidak ada perbedaan yang cukup signifikan antara prosentase kategori IPM tinggi dan kategori IPM rendah. Rata-rata mahasiswa dari kabupaten dengan IPM rendah maupun IPM tinggi memiliki nilai IPK dengan kategori sangat baik dan baik.

- h. Jurusan terhadap IPK
Tabulasi silang variabel independen jurusan terhadap variabel dependen IPK dijelaskan pada tabel 5.19.

Tabel 5. 19 Tabulasi silang IPK dan jurusan

Jurusan	IPK			
	Sangat baik	Baik	Cukup	Krg
Fisika	9	38	93	15
	6%	24%	60%	10%
Matematika	16	94	81	3
	8%	48%	42%	1%
Biologi	4	57	83	11
	2%	36%	53%	7%
Kimia	19	103	78	7
	9%	49%	73%	3%
Statistika	25	150	85	15
	9%	54%	31%	5%
Teknik Mesin	10	107	184	29
	3%	32%	55%	9%
Teknik Elektro	41	221	167	16
	3%	47%	37%	3%
Teknik Kimia	58	241	98	1
	14%	60%	24%	2%
Teknik Fisika	36	121	67	6
	15%	52%	29%	2%
Teknik Industri	27	207	134	21
	7%	53%	34%	5%
Teknik Material Metalurgi	16	131	46	1
	8%	67%	23%	0,5%
Teknik Sipil	35	162	113	6
	11%	51%	35%	2%
Teknik Lingkungan	3	114	144	6
	1%	42%	54%	2%

Jurusan	IPK			
	Sangat baik	Baik	Cukup	Krg
Arsitektur	6	114	88	9
	2%	52%	40%	4%
Desain Produk	18	126	92	3
	7%	53%	38%	1%
Teknik Geomatika	1	81	66	2
	0,6%	54%	44%	1%
PWK	7	113	40	2
	4%	69%	24%	1%
Teknik Perkapalan	3	53	106	6
	1%	31%	63%	3%
Teknik Kelautan	5	71	149	10
	2%	30%	63%	4%
Sistem Perkapalan	13	102	127	3
	5%	41%	52%	1%
Teknik Informatika	93	255	71	1
	22%	60%	17%	0,2%
Sistem Informasi	36	168	113	5
	11%	52%	34%	1%

Jika dilihat dari jurusan, mahasiswa yang berasal dari jurusan Teknik Kimia, Teknik Fisika, dan Teknik Informatika memiliki prosentase IPK sangat baik paling tinggi jika dibandingkan dengan jurusan lainnya, yaitu sebanyak 14%, 15%, dan 22%.

5.3. Pembentukan Model Regresi Logistik Ordinal

Langkah selanjutnya adalah pembentukan model regresi logistik ordinal. Model yang akan dibentuk adalah model regresi logistik ordinal untuk variabel respon lama studi dan

model regresi logistik ordinal untuk variabel respon IPK dengan kombinasi data 60:40, 70:30, 80:20, dan 90:10.

5.3.1. Pembentukan model untuk variabel Respon Lama Studi

Untuk membentuk model regresi logistik ordinal, langkah-langkah yang harus dilakukan adalah melakukan pengujian parameter secara individu, melakukan pengujian parameter secara serentak, membentuk model regresi logistik ordinal dengan variabel yang signifikan, dan melakukan uji kesesuaian model. Langkah-langkah tersebut dilakukan untuk masing-masing kombinasi data.

1. Melakukan uji multikolinearitas

Sebelum melakukan pengujian parameter, terlebih dahulu dilakukan uji multikolinearitas untuk mengetahui ada atau tidaknya dependensi antar variabel prediktor. Dalam analisis regresi logistik, multikolinearitas tidak diijinkan. Ada tidaknya multikolinearitas antar variabel prediktor dapat dilihat dari nilai *Variance Inflation Factor (VIF)* dan *tolerance*, jika VIF variabel bernilai di atas 10 atau nilai *tolerance* di bawah 0,1 maka dapat dikatakan terdapat multikolinearitas pada variabel tersebut. Hasil uji multikolinearitas variabel prediktor ditunjukkan pada tabel 5.20.

Tabel 5. 20 Hasil uji multikolinearitas var. respon lama studi

No	Variabel Independen	Nilai <i>Tolerance</i>	Nilai VIF
1	Jenis kelamin	0,955	1,047
2	Jalur masuk	0,942	1,061
3	Jenis SMA	0,989	1,011

No	Variabel Independen	Nilai <i>Tolerance</i>	Nilai VIF
4	Pendapatan orang tua	0,915	1,093
5	Asal daerah	0,969	1,032
6	Kategori IPM	0,990	1,011
7	Jurusan	0,941	1,063
8	Pekerjaan orang tua	0,972	1,028

Dari tabel di atas tidak ditemukan nilai VIF di atas 10 atau *tolerance* di bawah 0,10 sehingga dapat dikatakan tidak ada multikolinearitas antar variabel prediktor. Karena tidak ada kasus multikolinearitas maka analisis dapat dilanjutkan ke tahap pengujian parameter dengan menyertakan semua variabel prediktor.

2. Pembentukan model regresi logistik kombinasi data 60:40

Pada kombinasi data 60:40, dari 5713 data, 60% digunakan sebagai data *training* untuk membentuk model regresi logistik dan 40% digunakan sebagai data *testing* untuk melakukan validasi model. Kategori yang dijadikan sebagai basis atau referensi adalah kategori yang memiliki nilai *z-score* variabel respon kategori **normal** yang mendekati nol. *Z-score* menggambarkan dimana posisi suatu nilai dalam distribusi data, berapa jarak nilai tersebut terhadap *mean*. Jika nilai *z-score* mendekati nol, maka semakin dekat pula nilai tersebut terhadap *mean*. Nilai *z-score* dapat dihitung dengan persamaan di bawah ini:

$$Z = \frac{\left(\frac{x}{x'}\right)}{SD}$$

Dimana X merupakan nilai prosentase kategori pada variabel tertentu, X' merupakan rata-rata prosentase kategori respon pada variabel tertentu, dan SD merupakan standar deviasi kategori respon. Dimisalkan untuk menghitung nilai z -score kategori perempuan pada variabel jenis kelamin adalah sebagai berikut:

$$Z = \frac{\left(\frac{X (\% \text{ perempuan})}{X' (\% \text{ kategori respon normal pada variabel jenis kelamin})} \right)}{SD(\text{kategori respon normal pada variabel jenis kelamin})}$$

Nilai z -score untuk masing-masing kategori pada variabel prediktor ditunjukkan pada tabel 5.21-5.28.

Tabel 5. 21 Nilai z -score variabel jenis kelamin

Jenis Kelamin	Nilai z-score
Laki-laki	0,707
Perempuan	-0,707

Tabel 5. 22 Nilai z -score variabel jenis SMA

Jenis SMA	Nilai z-score
SMA Negeri	0.678
SMA Swasta	0.390
MA Negeri	0.924
MA Swasta	0.184
SMK Negeri	0.513
SMK Swasta	-1.582
SMA Luar Negeri	0.472
Pondok Pesantren	-1.582

Tabel 5. 23 Nilai z -score variabel jalur masuk

Jalur Masuk	Nilai z -score
SNMPTN Tulis	-0.132
PMDK reguler	-0.281
PKM kemitraan	2.100
PMDK prestasi	-0.727
PKM mandiri	-0.355
UM desain	-1.397
Bidik Misi	0.909
S1 Kerjasama	-0.206
PMDK Madura	0.090

Tabel 5. 24 Nilai z -score variabel pendapatan orang tua

Pendapatan Orang Tua	Nilai z -score
0-Rp 500.000	1.368
Rp 500.001 - Rp1.000.000	1.087
Rp1.000.001- Rp 1.500.000	-1.438
Rp1.500.001- Rp2.000.000	-0.011
Rp2.000.001 - Rp2.500.000	-0.035
Rp2.500.001 - Rp3.000.000	-0.877
Rp3.000.001 - Rp4.000.000	0.806
Rp4.000.001 - Rp5.000.000	-0.596

Tabel 5. 25 Nilai z -score variabel pekerjaan orang tua

Pekerjaan Orang Tua	Nilai z-score
Pensiunan Swasta	0.410
Pensiunan Pegawai Negeri / ABRI	-0.708
Buruh	-0.484
Petani/Nelayan	-0.261
Profesional Perorangan	2.200
Pedagang/Wiraswasta	-0.261
Pegawai Swasta bukan guru atau dosen	0.186
Guru/dosen swasta	-1.603
ABRI	1.081
Pegawai negeri bukan guru atau dosen	-0.932
Guru/dosen negeri	0.634
Lain-lain	-0.261

Tabel 5. 26 Nilai z -score variabel asal daerah

Asal daerah	Nilai z-score
Surabaya	0.339
Jawa Timur (Non Surabaya)	1.019
Luar Jawa Timur (Masih Jawa)	0
Luar Jawa	-1.358

Tabel 5. 27 Nilai *z-score* variabel IPM

Kategori IPM	Nilai <i>z-score</i>
Menengah atas	0.707
Menengah bawah	-0.707

Tabel 5. 28 Nilai *z-score* variabel jurusan

Jurusan	Nilai <i>z-score</i>
Fisika	-0.021
Matematika	0.049
Biologi	-1.295
Kimia	0.686
Statistika	0.332
Teknik Mesin	-1.437
Teknik Elektro	0.049
Teknik Kimia	1.748
Teknik Fisika	0.686
Teknik Industri	0.615
Teknik Material Metalurgi	0.120
Teknik Sipil	-0.163
Teknik Lingkungan	1.182
Arsitektur	1.677
Desain Produk	-1.012
Teknik Geomatika	0.001
Perencanaan Wilayah dan Kota	0.686
Teknik Perkapalan	-2.499
Teknik Kelautan	-0.729
Sistem Perkapalan	-0.375

Jurusan	Nilai <i>z-score</i>
Teknik Informatika	0.001
Sistem Informasi	-0.304

Dari tabel 5.21 hingga 5.28 didapatkan nilai *z-score* yang mendekati nol untuk masing-masing variabel sebagai berikut, untuk variabel jenis kelamin, karena nilai *z-score* sama maka dapat dipilih kategori laki-laki atau perempuan, dalam tugas akhir ini yang dipilih sebagai basis adalah kategori perempuan. Untuk variabel jenis SMA, yang menjadi basis adalah MA Swasta. Variabel jalur masuk dipilih SNMPTN tulis, karena kategori PMDK Madura kurang merepresentasikan keadaan saat ini. Variabel pendapatan orang tua, kategori pendapatan 1,5 juta – 2 juta. Variabel pekerjaan orang tua kategori pegawai swasta bukan guru/dosen. Variabel asal daerah, kategori Luar Jawa Timur (Jawa). Variabel IPM, kategori IPM menengah bawah. Variabel jurusan, jurusan Informatika. Setelah ditentukan kategori yang menjadi basis atau referensi untuk masing-masing variabel prediktor, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian parameter secara individu.

- a. Pengujian parameter secara individu
Pengujian parameter secara parsial atau individu dilakukan untuk menguji pengaruh setiap koefisien β secara individu. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian parameter secara individu adalah sebagai berikut :

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_0 : \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji *Wald* :

$$W = \left(\frac{\beta_j}{SE(\beta_j)} \right)^2$$

β_j merupakan koefisien dan $SE(\beta_j)$ merupakan taksiran standar *error* parameter.

H_0 ditolak apabila nilai *p-value* < α atau nilai $|W| > Z_{\alpha/2}$

Taraf signifikansi yang digunakan adalah $\alpha = 0.05$.

Hasil pengujian individu yang didapatkan dijeaskan pada tabel 5.29.

Tabel 5. 29 Hasil pengujian individu respon lama studi partisi data 60:40

Variabel prediktor	<i>Wald</i>	<i>P-value</i>	Keputusan
X1 (Jenis Kelamin)			
X1 ₍₀₎	121.202	0,000	Tolak H₀
X2 (Jenis SMA)			
X2 ₍₀₎	0.180	0,091	Terima H ₀
X2 ₍₁₎	0.001	0,179	Terima H ₀
X2 ₍₂₎	2.357	0,076	Terima H ₀
X2 ₍₄₎	3.136	0,124	Terima H ₀
X2 ₍₅₎	1.801	0,973	Terima H ₀
X2 ₍₆₎	2.851	0,671	Terima H ₀
X3 (Jalur Masuk)			
X3 ₍₁₎	8.593	0,000	Tolak H₀
X3 ₍₂₎	0.481	0,000	Tolak H₀
X3 ₍₃₎	1.476	0,816	Terima H ₀
X3 ₍₄₎	0.065	0,000	Terima H ₀
X3 ₍₅₎	16.785	0,798	Terima H ₀
X3 ₍₆₎	0.054	0,224	Terima H ₀
X3 ₍₇₎	18.866	0,487	Terima H ₀

Variabel prediktor	Wald	P-value	Keputusan
X3 ₍₈₎	29.659	0,003	Tolak H₀
X4 (Pendapatan Orang tua)			
X4 ₍₀₎	0.228	0,496	Terima H ₀
X4 ₍₁₎	1.259	0,685	Terima H ₀
X4 ₍₂₎	1.114	0,242	Terima H ₀
X4 ₍₄₎	1.493	0,221	Terima H ₀
X4 ₍₅₎	1.365	0,291	Terima H ₀
X4 ₍₆₎	0.164	0,261	Terima H ₀
X4 ₍₇₎	0.463	0,633	Terima H ₀
X5 (Pekerjaan Orang tua)			
X5 ₍₀₎	1.368	0,539	Terima H ₀
X5 ₍₁₎	0.004	0,194	Terima H ₀
X5 ₍₂₎	0.740	0,129	Terima H ₀
X5 ₍₃₎	0.001	0,115	Terima H ₀
X5 ₍₄₎	0.699	0,840	Terima H ₀
X5 ₍₅₎	0.041	0,839	Terima H ₀
X5 ₍₇₎	0.041	0,403	Terima H ₀
X5 ₍₈₎	2.473	0,971	Terima H ₀
X5 ₍₉₎	2.295	0,389	Terima H ₀
X5 ₍₁₀₎	1.683	0,949	Terima H ₀
X5 ₍₁₁₎	0.377	0,242	Terima H ₀
Asal Daerah			
X6 ₍₀₎	0.704	0,892	Terima H ₀
X6 ₍₁₎	1.093	0,295	Terima H ₀
X6 ₍₃₎	0.018	0,401	Terima H ₀
Kategori IPM			
X7 ₍₀₎	2.472	0,115	Terima H ₀
Jurusan			
X8 ₍₀₎	0.784	0,000	Tolak H₀
X8 ₍₁₎	3.878	0,052	Terima H ₀
X8 ₍₂₎	50.785	0,000	Tolak H₀
X8 ₍₃₎	82.544	0,161	Terima H ₀
X8 ₍₄₎	10.124	0,014	Tolak H₀
X8 ₍₅₎	18.226	0,000	Tolak H₀

Variabel prediktor	Wald	P-value	Keputusan
X8 ₍₆₎	3.048	0,781	Terima H ₀
X8 ₍₇₎	1.502	0,427	Terima H ₀
X8 ₍₈₎	3.345	0,315	Terima H ₀
X8 ₍₉₎	6.792	0,486	Terima H ₀
X8 ₍₁₀₎	11.430	0,000	Tolak H₀
X8 ₍₁₁₎	0.483	0,009	Tolak H₀
X8 ₍₁₂₎	1.007	0,674	Terima H ₀
X8 ₍₁₃₎	0.629	0,220	Terima H ₀
X8 ₍₁₄₎	0.077	0,080	Terima H ₀
X8 ₍₁₅₎	82.163	0,000	Tolak H₀
X8 ₍₁₆₎	5.957	0,001	Tolak H₀
X8 ₍₁₇₎	1.964	0,000	Tolak H₀
X8 ₍₁₈₎	72.740	0,000	Tolak H₀
X8 ₍₁₉₎	3.755	0,048	Tolak H₀
X8 ₍₂₁₎	16.249	0,375	Terima H ₀

Variabel dikatakan signifikan atau tolak H₀ pada uji individu jika nilai $p\text{-value} < \alpha$ (0,05). Dari pengujian parsial atau individu berdasarkan tabel 5.29 didapatkan variabel-variabel yang signifikan berpengaruh terhadap lama studi mahasiswa adalah jenis kelamin, jurusan, dan jalur masuk. Ketiga variabel tersebut selanjutnya disertakan dalam pengujian parameter secara serentak.

- b. Pengujian parameter secara serentak
Variabel-variabel yang signifikan pada uji individu selanjutnya dimasukkan dalam uji serentak. Pengujian parameter secara serentak menggunakan statistik uji G atau uji *likelihood ratio test*. Untuk menghitung nilai uji G, terlebih dahulu dihitung *likelihood* model dan *likelihood null* (*likelihood* tanpa variabel prediktor).

Didapatkan nilai *likelihood null* dan nilai *likelihood* model sebagai berikut.

Tabel 5. 30 Nilai loglikelihood

<i>Loglikelihood null</i>	-3173.248
<i>Loglikelihood model</i>	-2869.76

Sehingga dapat dihitung nilai uji G sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 G^2 &= -2 (\loglik \text{ null} - \loglik \text{ model}) \\
 &= -2 (-3173,248 - (-2869,76)) \\
 &= 704,42
 \end{aligned}$$

Selain uji G pada uji serentak juga didapatkan nilai *Pearson chi square* dan *p-value* yang dirangkum pada tabel 5.31.

Tabel 5. 31 Hasil pengujian parameter secara serentak

Statistik uji	Hasil	<i>p-value</i>
G kuadrat	704,42	0.000
Pearson kuadrat	589.89	0.000

Pada uji serentak didapatkan nilai *p-value* 0.000, yang berarti nilai *p-value* kurang dari α (0,05) dan nilai G adalah 704,42, nilai tersebut lebih besar dari nilai *Pearson chi square* 589,89. Dari uji serentak didapatkan kesimpulan tolak H_0 yang berarti minimal ada satu variabel yang signifikan terhadap model.

c. Pengujian kesesuaian model

Langkah selanjutnya adalah menilai kesesuaian model regresi logistik ordinal yang telah terbentuk. Statistik uji yang

digunakan adalah statistik uji *Deviance*, dari uji statistik *deviance* didapatkan nilai *p-value* sebesar 1, nilai tersebut lebih besar dari α (0,05), sehingga didapatkan kesimpulan terima H_0 yang berarti model telah sesuai.

d. Kebaikan Model

Selanjutnya kebaikan model dapat dilihat dari nilai *Pseudo R²* McFadden dan ketepatan klasifikasi.

Nilai *Pseudo R²* McFadden dihitung dengan rumus sebagai berikut

$$R_{MF}^2 = 1 - \frac{\text{Log } L1}{\text{Log } L0}$$

$$R_{MF}^2 = 1 - \frac{-3173,2481}{-2821,04} = 0,11099$$

Didapatkan nilai *Pseudo R²* McFadden yaitu 0,11099 dan nilai ketepatan klasifikasi. Ketepatan klasifikasi masing-masing untuk data *training* dan data *testing* ditunjukkan pada tabel 5.32 dan tabel 5.33.

Ketepatan klasifikasi data *training*.

Tabel 5. 32 Hasil klasifikasi data training variabel respon lama studi partisi data 60:40

Aktual	Prediksi			
	Lebih cepat	Normal	Terlambat	Ketepatan Klasifikasi (%)
Lebih Cepat	0	287	14	0%

Aktual	Prediksi			
	Lebih cepat	Normal	Terlambat	Ketepatan Klasifikasi (%)
Normal	0	1613	283	84,2%
Terlambat	0	751	526	41,1%
Ketepatan Klasifikasi Total				61,76%

Ketepatan klasifikasi data *testing*.

Tabel 5. 33 Hasil klasifikasi data testing variabel respon lama studi partisi data 60:40

Aktual	Prediksi			
	Lebih cepat	Normal	Terlambat	Ketepatan Klasifikasi (%)
Lebih Cepat	0	197	7	0%
Normal	0	1070	142	88,2%
Terlambat	0	533	336	38,6%
Ketepatan Klasifikasi Total				61,53%

3. Pembentukan model regresi logistik kombinasi data 70:30
Langkah selanjutnya adalah melakukan pemodelan regresi logistik ordinal untuk kombinasi data 70:30, pada kombinasi data ini 70% data digunakan sebagai data *training* untuk membentuk model dan 30% sisanya digunakan sebagai data *testing* untuk validasi model.
 - a. Pengujian parameter secara individu
Sama seperti sebelumnya, pengujian parameter secara individu dilakukan dengan statistik uji *Wald*, H_0 akan ditolak jika nilai *p-value* kurang dari alfa. Taraf

signifikansi yang digunakan adalah $\alpha = 0.05$. Dari pengujian parameter secara individu didapatkan variabel yang signifikan terhadap nilai $\alpha = 0.05$ adalah variabel jenis kelamin, jalur masuk, dan jurusan. Hasil pengujian parameter secara individu pada kombinasi data 70:30 dapat dilihat pada lampiran C. Variabel yang terbukti signifikan secara individu selanjutnya disertakan dalam pengujian serentak.

b. Pengujian parameter secara serentak

Pengujian parameter secara serentak dilakukan dengan menggunakan statistik uji G. Nilai G^2 didapatkan dengan cara menghitung rasio antara nilai *loglikelihood null* dengan nilai *likelihood* model. Nilai uji G atau *likelihood ratio test* dan nilai *Pearson chi square* ditunjukkan pada tabel 5.34.

Tabel 5. 34 Hasil pengujian serentak var. respon lama studi partisi data 70:30

Statistik uji	hasil	<i>p-value</i>
G kuadrat	838,20	0.000
Pearson kuadrat	812,94	0.000

Keputusan tolak H_0 atau minimal ada satu variabel yang signifikan terhadap model jika nilai *p-value* kurang dari alfa atau nilai uji G lebih besar dari *pearson* kuadrat. Dari tabel 5.34 didapatkan nilai *p-value* 0,000 dan nilai uji G lebih besar daripada nilai *pearson* kuadrat, sehingga keputusannya adalah tolak H_0

c. Pengujian kesesuaian model

Langkah selanjutnya adalah menilai kesesuaian model regresi logistik ordinal yang telah terbentuk. Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji *Deviance*, dari uji statistik *deviance* didapatkan nilai *p-value* sebesar 1, nilai tersebut lebih besar dari α (0.05), sehingga didapatkan kesimpulan terima H_0 yang berarti model telah sesuai.

d. Kebaikan Model

Selanjutnya kebaikan model dapat dilihat dari nilai *Pseudo R²* McFadden dan ketepatan klasifikasi. Nilai *Pseudo R²* McFadden yaitu 11,53. Ketepatan klasifikasi masing-masing untuk data *training* dan data *testing* ditunjukkan pada tabel 5.35 dan tabel 5.36.

Ketepatan klasifikasi data *training*.

Tabel 5. 35 Ketepatan klasifikasi data training var. respon lama studi partisi data 70:30

Aktual	Prediksi			
	Lebih cepat	Normal	Terlambat	Ketepatan Klasifikasi (%)
Lebih Cepat	7	328	20	2%
Normal	2	1814	339	84%
Terlambat	0	830	630	43%
Ketepatan Klasifikasi Total				61,7%

Ketepatan klasifikasi data *testing*.

Tabel 5. 36 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon lama studi partisi data 70:30

Aktual	Prediksi			
	Lebih cepat	Normal	Terlambat	Ketepatan Klasifikasi (%)
Lebih Cepat	5	141	7	3%
Normal	1	797	164	82%
Terlambat	0	361	297	45%

Aktual	Prediksi			
	Lebih cepat	Normal	Terlambat	Ketepatan Klasifikasi (%)
Ketepatan Klasifikasi Total				61,98%

4. Pembentukan model regresi logistik kombinasi data 80:20

a. Pengujian parameter secara individu

Pada pengujian parameter secara individu didapatkan variabel yang signifikan pada nilai alfa 0,05 adalah variabel jenis kelamin, jalur masuk, dan jurusan. Variabel yang signifikan pada pengujian secara individu selanjutnya disertakan dalam pengujian serentak.

b. Pengujian parameter secara serentak

Pengujian parameter secara serentak melibatkan variabel yang signifikan pada pengujian secara individu. Hasil pengujian parameter secara serentak ditunjukkan pada tabel 5.37.

Tabel 5. 37 Hasil pengujian parameter serentak var. respon lama studi kombinasi data 80:20

Statistik uji	Hasil	<i>p-value</i>
G kuadrat	952,798	0.000
Pearson kuadrat	923,31	0.000

Dari hasil pengujian parameter secara serentak didapatkan nilai *p-value* 0,000, nilai tersebut kurang dari alfa sehingga dapat disimpulkan tolak H_0 yaitu terdapat minimal satu variabel yang signifikan terhadap model.

c. Pengujian kesesuaian model

Langkah selanjutnya adalah menilai kesesuaian model regresi logistik ordinal yang telah terbentuk. Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji *Deviance*, dari uji statistik *deviance* didapatkan nilai *p-value* sebesar 1, nilai tersebut lebih besar dari α (0.05), sehingga didapatkan kesimpulan terima H_0 yang berarti model telah sesuai.

d. Kebaikan model

Selanjutnya kebaikan model dapat dilihat dari nilai *Pseudo R²* McFadden dan ketepatan klasifikasi. Nilai *Pseudo R²* McFadden yaitu 11,53. Ketepatan klasifikasi masing-masing untuk data *training* dan data *testing* ditunjukkan pada tabel 5.38 dan tabel 5.39.

Tabel 5. 38 Ketepatan klasifikasi data training var. respon lama studi partisi data 80:20

Aktual	Prediksi			
	Lebih cepat	Nor mal	Terla mbat	Ketepatan Klasifikasi (%)
Lebih Cepat	8	378	23	5%
Normal	3	2123	410	83%
Terlam bat	0	961	741	43%
Ketepatan Klasifikasi Total				61,80%

Ketepatan klasifikasi data *testing*

Tabel 5. 39 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon lama studi partisi data 80:20

Aktual	Prediksi			
	Lebih cepat	Normal	Terlambat	Ketepatan Klasifikasi (%)
Lebih Cepat	3	92	3	3%
Normal	0	483	85	82%
Terlambat	0	224	176	24%
Ketepatan Klasifikasi Total				62,10%

5. Pembentukan model regresi logistik ordinal kombinasi data 90:10

Pada pembentukan model regresi logistik ordinal pada kombinasi data 90:10. Dari 5713 data, 90% digunakan sebagai data *training* dan 10% digunakan sebagai data *testing*.

a. Pengujian parameter secara individu

Pada pengujian parameter secara individu didapatkan variabel yang signifikan pada nilai alfa 0,05 adalah variabel jenis kelamin, jalur masuk, dan jurusan.

b. Pengujian parameter secara serentak

Pengujian parameter secara serentak dilakukan dengan menggunakan statistik uji G. Nilai G^2 didapatkan dengan cara menghitung rasio antara nilai *loglikelihood null* dengan nilai *likelihood model*. Nilai uji G atau *likelihood ratio test* dan nilai *Pearson chi square* ditunjukkan pada tabel 5.40.

Tabel 5. 40 Nilai loglikelihood

Statistik uji	hasil	<i>p-value</i>
G kuadrat	1069,244	0.000
Pearson kuadrat	1034,37	0.000

Keputusan tolak H_0 atau minimal ada satu variabel yang signifikan terhadap model jika nilai *p-value* kurang dari alfa atau nilai uji G lebih besar dari *pearson* kuadrat. Dari tabel 5.40 didapatkan nilai *p-value* 0,000 dan nilai uji G lebih besar daripada nilai *pearson* kuadrat, sehingga keputusannya adalah tolak H_0 .

c. Pengujian kesesuaian model

Langkah selanjutnya adalah menilai kesesuaian model regresi logistik ordinal yang telah terbentuk. Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji *Deviance*, dari uji statistik *deviance* didapatkan nilai *p-value* sebesar 1, nilai tersebut lebih besar dari α (0.05), sehingga didapatkan kesimpulan terima H_0 yang berarti model telah sesuai.

d. Kebaikan model

Selanjutnya kebaikan model dapat dilihat dari nilai *Pseudo R^2* McFadden dan ketepatan klasifikasi. Nilai *Pseudo R^2* McFadden yaitu 11,40. Ketepatan klasifikasi masing-masing untuk data *training* dan data *testing* ditunjukkan pada tabel 5.41 dan tabel 5.40.

Tabel 5. 41 Ketepatan klasifikasi data training var. respon lama studi partisi data 90:10

Aktual	Prediksi			
	Lebih cepat	Normal	Terlambat	Ketepatan Klasifikasi (%)
Lebih Cepat	8	416	24	1,7%
Normal	3	2344	450	83%
Terlambat	0	1072	823	43%
Ketepatan Klasifikasi Total				61,77

Ketepatan klasifikasi data *testing*

Tabel 5. 42 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon lama studi partisi data 90:10

Aktual	Prediksi			
	Lebih cepat	Normal	Terlambat	Ketepatan Klasifikasi (%)
Lebih Cepat	3	54	2	2
Normal	0	263	45	45
Terlambat	0	110	96	96
Ketepatan Klasifikasi Total				63,17%

5.3.2. Pembentukan model untuk variabel Respon IPK

Langkah selanjutnya adalah membentuk model regresi logistik ordinal untuk variabel respon IPK. Sama seperti sebelumnya, dilakukan pengujian multikolinearitas terlebih dahulu untuk masing-masing variabel prediktor setelah itu melakukan pembentukan model regresi logistik ordinal untuk masing-masing kombinasi data. Untuk variabel respon IPK, yang kategori basis untuk masing-masing variabel prediktor ditunjukkan pada tabel 5.43. Perhitungan hasil *z-score* variabel respon IPK dapat dilihat pada lampiran B.

Tabel 5. 43 Kategori basis variabel respon IPK

Variabel prediktor	Kategori basis/referensi
Jenis kelamin	Perempuan
Jenis SMA	MA Negeri
Jalur Masuk	SNMPTN tulis
Pendapatan orang tua	Rp 500 ribu – Rp 1juta
Pekerjaan orang tua	Pegawai swasta bukan guru atau dosen
Asal daerah	Jawa Timur (Non-Surabaya)
IPM daerah	Menengah bawah
Jurusan	Matematika

1. Uji multikolinearitas variabel prediktor

Uji multikolinearitas dilakukan dengan melihat nilai *tolerance* dan *Variance Inflation Factor (VIF)*. Terdapat multikolinearitas jika nilai VIF lebih besar dari 10 atau nilai *tolerance* kurang dari 0,1.

Tabel 5. 44 Uji multikolinearitas var. respon IPK

No	Variabel Independen	Nilai <i>Tolerance</i>	Nilai VIF
1	Jenis kelamin	0,955	1,047
2	Jalur masuk	0,942	1,061
3	Jenis SMA	0,989	1,011
4	Pendapatan orang tua	0,915	1,093
5	Asal daerah tempat tinggal	0,969	1,032
6	Kategori IPM	0,990	1,011
7	Jurusan	0,941	1,063
8	Pekerjaan orang tua	0,972	1,028

Dari pengujian multikolinearitas didapatkan nilai *tolerance* untuk semua variabel prediktor lebih besar dari 0,1 dan nilai VIF kurang dari 10, sehingga dapat disimpulkan tidak ada kasus multikolinearitas sehingga semua variabel prediktor dapat diikutsertakan dalam pembentukan model regresi logistik.

2. Pembentukan model regresi logistik kombinasi data 60:40

a. Pengujian parameter secara individu

Pada pengujian parameter secara individu dengan taraf signifikansi 0,05 didapatkan variabel yang signifikan yaitu jenis kelamin, jalur masuk, jurusan, dan asal daerah. Variabel-variabel tersebut selanjutnya disertakan dalam pengujian parameter secara serentak.

b. Pengujian parameter secara serentak

Pengujian parameter secara serentak dilakukan dengan menggunakan statistik uji G. Nilai G^2 didapatkan dengan cara menghitung rasio antara nilai *loglikelihood null* dengan nilai *likelihood model*. Nilai uji G atau *likelihood ratio test* dan nilai *Pearson chi square* ditunjukkan pada tabel 5.44.

**Tabel 5. 45 Pengujian parameter secara serentak
var. respon IPK kombinasi data 60:40**

Statistik uji	hasil	<i>p-value</i>
G kuadrat	782,756	0.000
Pearson kuadrat	759,92	0.000

Keputusan tolak H_0 atau minimal ada satu variabel yang signifikan terhadap model jika nilai *p-value* kurang dari alfa atau nilai uji G lebih besar dari *pearson* kuadrat. Dari tabel 5.44 didapatkan nilai *p-value* 0,000 dan nilai uji G lebih besar daripada nilai *pearson* kuadrat, sehingga keputusannya adalah tolak H_0 .

c. Pengujian kesesuaian model

Langkah selanjutnya adalah menilai kesesuaian model regresi logistik ordinal yang telah terbentuk. Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji *deviance*, dari uji statistik *deviance* didapatkan nilai *p-value* sebesar 1, nilai tersebut lebih besar dari α (0.05), sehingga didapatkan kesimpulan terima H_0 yang berarti model telah sesuai.

d. Kebaikan model

Selanjutnya kebaikan model dapat dilihat dari nilai *Pseudo R^2* McFadden dan

ketepatan klasifikasi. Nilai *Pseudo R²* McFadden yaitu 10,76. Ketepatan klasifikasi masing-masing untuk data *training* dan data *testing* ditunjukkan pada tabel 5.45 dan tabel 5.46. Ketepatan klasifikasi data *training*.

**Tabel 5. 46 Ketepatan klasifikasi data training
var. respon IPK partisi data 60:40**

Akt	Prediksi				
	Sa- ngat baik	Baik	Cu- kup	Ku- rang	Ketep atan Klasifi kasi (%)
SgtB aik	6	256	32	0	2%
Baik	2	1341	378	0	77%
Ckp	1	639	716	0	80%
Krg	0	23	98	0	0%
Ketepatan Klasifikasi Total					59,%

Ketepatan klasifikasi data *testing*

**Tabel 5. 47 Ketepatan klasifikasi data testing var.
respon IPK partisi data 60:40**

Akt	Prediksi				
	Sa- ngat baik	Baik	Cu- kup	Ku- rang	Ketep atan Klasifi kasi (%)
Sgt Baik	1	168	16	0	5,4%
Baik	0	879	243	0	78%

Akt	Prediksi				
	Sa- ngat baik	Baik	Cu- kup	Ku- rang	Ketep- atan Klasifi- kasi (%)
Ckp	0	452	459	0	50, %
Krg	0	14	53	0	0%
Ketepatan Klasifikasi Total					

3. Pembentukan model regresi logistik kombinasi data 70:30

a. Pengujian parameter secara individu

Pada pengujian parameter secara individu dengan taraf signifikansi 0,05 didapatkan variabel yang signifikan yaitu jenis kelamin, jalur masuk, jurusan, pekerjaan orang tua dan asal daerah. Variabel-variabel tersebut selanjutnya disertakan dalam pengujian parameter secara serentak.

b. Pengujian parameter secara serentak

Pengujian parameter secara serentak dilakukan dengan menggunakan statistik uji G. Nilai G^2 didapatkan dengan cara menghitung rasio antara nilai *loglikelihood null* dengan nilai *likelihood* model. Nilai uji G atau *likelihood ratio test* dan nilai *Pearson chi square* ditunjukkan pada tabel 5.47.

Tabel 5. 48 Pengujian serentak var. respon IPK partisi data 70:30

Statistik uji	hasil	<i>p-value</i>
G kuadrat	904,064	0.000
Pearson kuadrat	874,55	0.000

Keputusan tolak H_0 atau minimal ada satu variabel yang signifikan terhadap model jika nilai *p-value* kurang dari alfa atau nilai uji G lebih besar dari

pearson kuadrat. Dari tabel 5.47 didapatkan nilai *p-value* 0,000 dan nilai uji G lebih besar daripada nilai *pearson* kuadrat, sehingga keputusannya adalah tolak H_0 .

c. Pengujian kesesuaian model

Langkah selanjutnya adalah menilai kesesuaian model regresi logistik ordinal yang telah terbentuk. Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji *deviance*, dari uji statistik *deviance* didapatkan nilai *p-value* sebesar 1, nilai tersebut lebih besar dari α (0.05), sehingga didapatkan kesimpulan terima H_0 yang berarti model telah sesuai.

d. Kebaikan model

Selanjutnya kebaikan model dapat dilihat dari nilai *Pseudo R²* McFadden dan ketepatan klasifikasi. Nilai *Pseudo R²* McFadden yaitu 11,105. Ketepatan klasifikasi masing-masing untuk data *training* dan data *testing* ditunjukkan pada tabel 5.48 dan tabel 5.49.

Ketepatan klasifikasi data *training*.

Tabel 5. 49 Ketepatan klasifikasi data training var. respon IPK partisi data 70:30

Akt	Prediksi				
	Sangat baik	Baik	Cukup	Kurang	Ketepatan Klasifikasi (%)
Sangat Baik	5	289	30	0	1,5%
Baik	4	1531	442	0	77%
Cukup	1	721	826	0	53%
Kurang	0	22	99	0	0%
Ketepatan Klasifikasi Total					59,%

Ketepatan klasifikasi data *testing*Tabel 5. 50 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon
IPK partisi data 70:30

Aktual	Prediksi				
	Sangat baik	Baik	Cukup	Kurang	Ketepatan Klasifikasi (%)
Sangat Baik	0	2	140	19	0%
Baik	0	2	653	211	2,3%
Cukup	0	2	306	380	44%
Kurang	0	0	15	43	74%
Ketepatan Klasifikasi Total					19,7%

4. Pembentukan model regresi logistik kombinasi data 80:20

a. Pengujian parameter secara individu

Pada pengujian parameter secara individu dengan taraf signifikansi 0,05 didapatkan variabel yang signifikan yaitu jenis kelamin, jalur masuk, jurusan, pekerjaan orang tua, dan asal daerah. Variabel-variabel tersebut selanjutnya disertakan dalam pengujian parameter secara serentak.

b. Pengujian parameter secara serentak

Pengujian parameter secara serentak dilakukan dengan menggunakan statistik uji G. Nilai G^2 didapatkan dengan cara menghitung rasio antara nilai *loglikelihood null* dengan nilai *likelihood model*. Nilai uji G atau *likelihood ratio test* dan nilai *Pearson chi square* ditunjukkan pada tabel 5.50.

Tabel 5. 51 Pengujian serentak var. respon IPK partisi data 80:20

Statistik uji	hasil	<i>p-value</i>
G kuadrat	1051,776	0.000
Pearson kuadrat	1019,06	0.000

Keputusan tolak H_0 atau minimal ada satu variabel yang signifikan terhadap model jika nilai *p-value* kurang dari alfa atau nilai uji G lebih besar dari *pearson* kuadrat. Dari tabel 5.50 didapatkan nilai *p-value* 0,000 dan nilai uji G lebih besar daripada nilai *pearson* kuadrat, sehingga keputusannya adalah tolak H_0 .

c. Pengujian kesesuaian model

Langkah selanjutnya adalah menilai kesesuaian model regresi logistik ordinal yang telah terbentuk. Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji *Deviance*, dari uji statistik *deviance* didapatkan nilai *p-value* sebesar 1, nilai tersebut lebih besar dari α (0.05), sehingga didapatkan kesimpulan terima H_0 yang berarti model telah sesuai.

d. Kebaikan model

Selanjutnya kebaikan model dapat dilihat dari nilai *Pseudo R²* McFadden dan ketepatan klasifikasi. Nilai *Pseudo R²* McFadden yaitu 10,973. Ketepatan klasifikasi masing-masing untuk data *training* dan data *testing* ditunjukkan pada tabel 5.51 dan tabel 5.52.

Ketepatan klasifikasi data *training*.

**Tabel 5. 52 Ketepatan klasifikasi data training var. respon
IPK partisi data 80:20**

Aktual	Prediksi				
	Sa- ngat baik	Baik	Cukup	Ku- ran g	Ketepatan Klasifikasi (%)
Sgt Baik	8	341	41	0	2%
Baik	7	1773	524	0	76%
Cukup	1	835	972	0	53%
Kurang	0	22	123	0	0%
Ketepatan Klasifikasi Total					54,2%

Ketepatan klasifikasi data *testing*

**Tabel 5. 53 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon
IPK partisi data 80:20**

Akt	Prediksi				
	Sa- ngat baik	Bai k	Cu- kup	Ku- rang	Ketepatan Klasifikasi (%)
Sgt Baik	0	0	84	7	0%
Baik	0	0	398	127	0%
Cu- kup	0	2	186	230	44%

Akt	Prediksi				
	Sangat baik	Baik	Cukup	Kurang	Ketepatan an Klasifikasi (%)
Kurang	0	0	8	24	75%
Ketepatan Klasifikasi Total					19,6%

5. Pembentukan model regresi logistik kombinasi data 90:10

a. Pengujian parameter secara individu

Pada pengujian parameter secara individu dengan taraf signifikansi 0,05 didapatkan variabel yang signifikan yaitu jenis kelamin, jalur masuk, jurusan, pekerjaan orang tua, dan asal daerah. Variabel-variabel tersebut selanjutnya disertakan dalam pengujian parameter secara serentak.

b. Pengujian parameter secara serentak

Pengujian parameter secara serentak dilakukan dengan menggunakan statistik uji G. Nilai G^2 didapatkan dengan cara menghitung rasio antara nilai *loglikelihood null* dengan nilai *likelihood* model. Nilai uji G atau *likelihood ratio test* dan nilai *Pearson chi square* ditunjukkan pada tabel 5.53.

Tabel 5. 54 Pengujian serentak var. respon IPK partisi data 90:10

Statistik uji	hasil	<i>p-value</i>
G kuadrat	1183,73	0.000
Pearson kuadrat	1146,42	0.000

Keputusan tolak H_0 atau minimal ada satu variabel yang signifikan terhadap model jika nilai *p-value* kurang dari alfa atau nilai uji G lebih besar dari *pearson* kuadrat. Dari tabel 5.53 didapatkan nilai *p-value* 0,000 dan nilai uji G lebih besar daripada nilai

pearson kuadrat, sehingga keputusannya adalah tolak H_0 .

c. Pengujian kesesuaian model

Langkah selanjutnya adalah menilai kesesuaian model regresi logistik ordinal yang telah terbentuk. Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji *deviance*, dari uji statistik *deviance* didapatkan nilai *p-value* sebesar 1, nilai tersebut lebih besar dari α (0.05), sehingga didapatkan kesimpulan terima H_0 yang berarti model telah sesuai.

d. Kebaikan model

Selanjutnya kebaikan model dapat dilihat dari nilai *Pseudo R²* McFadden dan ketepatan klasifikasi. Nilai *Pseudo R²* McFadden yaitu 20,570. Ketepatan klasifikasi masing-masing untuk data *training* dan data *testing* ditunjukkan pada tabel 5.54 dan tabel 5.55.

Ketepatan klasifikasi data *training*.

**Tabel 5. 55 Ketepatan klasifikasi data training var. respon
IPK partisi data 90:10**

Aktual	Prediksi				
	Sangat baik	Baik	Cukup	Kurang	Ketepatan Klasifikasi (%)
Sangat Baik	9	376	47	0	2%
Baik	7	1938	595	0	76%
Cukup	1	925	1089	0	54%
Kurang	0	26	127	0	0%
Ketepatan Klasifikasi Total					59%

Ketepatan klasifikasi data *testing*Tabel 5. 56 Ketepatan klasifikasi data testing var. respon
IPK partisi data 90:10

Aktua l	Prediksi				
	Sang at baik	Bai k	Cuk up	Kur ang	Ketepat an Klasifik asi (%)
Sanga t Baik	0	40	9	0	0%
Baik	2	187	100	0	64%
Cuku p	0	118	93	0	44%
Kuran g	0	9	15	0	0%
Ketepatan Klasifikasi Total					48,86

BAB VI

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini berisi hasil serta pembahasan proses pengerjaan tugas akhir yang telah dilakukan.

6.1. Hasil analisis statistik deskriptif

Dari tahapan analisis statistik deskriptif, didapatkan hasil sebagai berikut:

1. Berdasarkan variabel respon IPK dapat disimpulkan bahwa sebagian besar mahasiswa memiliki IPK baik (3,21-3,58), yaitu dengan prosentase sebesar 49,5%. Disusul oleh kategori IPK cukup yaitu sebanyak 38,9%.
2. Berdasarkan variabel respon lama studi dapat disimpulkan bahwa mayoritas mahasiswa dapat lulus tepat waktu yaitu sebanyak 54,3% (lebih dari 50%), hanya sedikit mahasiswa yang dapat lulus lebih cepat, yaitu sebanyak 8,4%, dan sekitar 38,9% lulus terlambat. Dapat disimpulkan bahwa masih banyak mahasiswa yang lulus terlambat.
3. Hasil statistik deskriptif variabel independen didapatkan :
 - a. Mayoritas mahasiswa berjenis kelamin laki-laki, yaitu sebanyak 58,7% dan 41,3% berjenis kelamin perempuan.
 - b. Berdasarkan jenis SMA sebagian besar mahasiswa berasal dari SMA Negeri dan paling sedikit berasal dari Pondok Pesantren.
 - c. Berdasarkan jalur masuk, sebagian besar berasal dari jalur masuk SNMPTN dan paling sedikit berasal dari jalur masuk PMDK Madura.
 - d. Jika dilihat dari segi sosial ekonomi, yaitu pendapatan orang tua dan pekerjaan orang tua, sebagian besar mahasiswa berasal dari keluarga dengan pendapatan antara Rp 1.500.000 – Rp 2.000.000. Berdasarkan pekerjaan orang tua,

mayoritas orang tua mahasiswa bekerja sebagai pegawai negeri, bukan guru atau dosen.

- e. Berdasarkan asal daerahnya, mayoritas (lebih dari 50%) mahasiswa berasal dari wilayah Jawa Timur (Non Surabaya), yaitu sebanyak 55,3%, dan masih sedikit yang berasal dari Luar Jawa.
 - f. Berdasarkan IPM daerah sebagian besar mahasiswa berasal dari daerah dengan IPM Menengah ke atas, yaitu sebanyak 84,1%.
 - g. Berdasarkan jurusan, sebagian besar mahasiswa yang dijadikan objek penelitian berasal dari jurusan Teknik Elektro. Namun frekuensi tiap-tiap jurusan tidak memiliki perbedaan yang signifikan yaitu berkisar antara 2,7% hingga 7%.
4. Hasil tabulasi silang lama studi:
- a. Mayoritas mahasiswa laki-laki lulus terlambat, dengan prosentase yang cukup besar yaitu 87%, sedangkan mahasiswa perempuan mayoritas dapat lulus normal. Jika dibandingkan antara mahasiswa laki-laki dan perempuan, prosentase mahasiswa perempuan yang dapat lulus lebih cepat jumlahnya lebih banyak jika dibandingkan dengan mahasiswa laki-laki.
 - b. Mahasiswa yang berasal dari SMK swasta dan SMA negeri memiliki prosentase lulus lebih cepat yang lebih besar jika dibandingkan dengan mahasiswa yang berasal dari SMA lainnya. Sedangkan mahasiswa yang berasal dari MA Swasta memiliki prosentase paling besar untuk lulus terlambat jika dibandingkan dengan jenis SMA lainnya.
 - c. Mahasiswa yang berasal dari jalur masuk PMDK Madura memiliki prosentase mahasiswa lulus lebih cepat paling banyak, sedangkan UM Desain memiliki prosentase mahasiswa lulus terlambat paling banyak.
 - d. Berdasarkan pendapatan orang tua, mahasiswa dengan pendapatan orang tua 1 juta sampai 2 juta

memiliki prosentase lulus lebih cepat paling banyak dibandingkan dengan kategori pendapatan lainnya, sedangkan pendapatan

- e. Mahasiswa dengan pekerjaan orang tua sebagai ABRI memiliki prosentase tepat waktu yang lebih besar jika dibandingkan dengan kategori pekerjaan lainnya, dan mahasiswa dengan pekerjaan orang tua sebagai buruh memiliki prosentase lulus terlambat paling besar.
 - f. Berdasarkan asal daerah mahasiswa, rata-rata mahasiswa dapat lulus normal. Mahasiswa yang berasal dari luar Jawa Timur dan luar Jawa memiliki prosentase untuk lulus terlambat paling banyak, dan mahasiswa yang berasal dari Jawa Timur memiliki prosentase untuk lulus lebih cepat paling banyak.
 - g. Berdasarkan jurusan, jurusan Statistika dan Teknik Material memiliki prosentase lulus lebih cepat paling banyak, sedangkan Jurusan Perkapalan memiliki prosentase untuk lulus terlambat paling banyak.
5. Hasil tabulasi silang IPK:
- a. Prosentase mahasiswa perempuan dan laki-laki dengan IPK baik dan sangat baik adalah sama, dan jumlah mahasiswa perempuan dan laki-laki dengan IPK cukup hanya 0,5%. Hal ini menunjukkan bahwa persebaran IPK untuk mahasiswa laki-laki dan perempuan sudah merata.
 - b. Jika dilihat dari asal SMA mayoritas mahasiswa memiliki IPK baik dan cukup, mahasiswa yang berasal dari SMK swasta dan SMA Luar Negeri 50% memiliki IPK sangat baik. Hanya sedikit mahasiswa yang memiliki IPK kurang.
 - c. Berdasarkan jalur masuk, mahasiswa yang berasal dari jalur masuk PMDK Prestasi, Bidik Misi, S1 Kerjasama, dan PMDK Madura, memiliki prosentase IPK sangat baik yang lebih tinggi dibandingkan dengan jalur masuk lainnya. Dilihat

dari keseluruhan jalur masuk, mayoritas mahasiswa memiliki IPK yang baik.

- d. Mahasiswa dengan pendapatan orang tua 0-Rp500.000 memiliki prosentase IPK sangat baik paling besar jika dibandingkan dengan kategori pendapatan lainnya.
- e. Mahasiswa dengan pekerjaan orang tua ABRI, Guru/dosen swasta, dan pensiunan pegawai negeri atau ABRI memiliki prosentase IPK sangat baik yang lebih banyak jika dibandingkan dengan kategori pekerjaan lainnya.
- f. Berdasarkan asal daerah, untuk semua kategori asal daerah rata-rata mahasiswa memiliki IPK baik dan cukup. Prosentase untuk masing-masing kategori asal daerah tidak memiliki perbedaan yang signifikan.
- g. Rata-rata mahasiswa dari kabupaten dengan IPM rendah maupun IPM tinggi memiliki nilai IPK dengan kategori sangat baik dan baik.
- h. Jika dilihat dari jurusan, mahasiswa yang berasal dari jurusan Teknik Kimia, Teknik Fisika, dan Teknik Informatika memiliki prosentase IPK sangat baik paling tinggi jika dibandingkan dengan jurusan lainnya, yaitu sebanyak 14%, 15%, dan 22%.

6.2. Hasil pemodelan regresi logistik ordinal

Hasil pemodelan regresi logistik ordinal dengan kombinasi data 60:40, 70:30, 80:20, dan 90:10 didapatkan nilai *deviance* masing-masing 1, sehingga dapat disimpulkan bahwa model regresi logistik ordinal untuk setiap kombinasi data tersebut telah sesuai. Karena model regresi logistik ordinal untuk semua kombinasi data telah sesuai, langkah selanjutnya adalah melakukan pemilihan model regresi logistik ordinal terbaik berdasarkan nilai ketepatan klasifikasi dan nilai *Pseudo R-Square* Mc fadden.

6.2.1. Pemilihan model terbaik

Pemilihan model terbaik didasarkan pada ketepatan klasifikasi serta nilai *Pseudo R² McFadden*.

Hasil ketepatan klasifikasi, serta nilai *Pseudo R² McFadden* dari model regresi logistik ordinal yang telah terbentuk dijelaskan sebagai berikut.

1. Variabel respon lama studi

Tabel 6.1. menunjukkan hasil klasifikasi dan nilai *Pseudo R Mc Fadden* untuk masing-masing kombinasi data pada variabel respon lama studi.

Tabel 6. 1 Hasil pemodelan regresi logistik ordinal var. respon lama studi

Kombinasi data	Variabel signifikan	Ketepatan Klasifikasi	<i>Pseudo R² Mc-Fadden</i>
60:40	Jenis kelamin, jalur masuk, dan jurusan	<i>Training:</i> 61,76% <i>Testing:</i> 61,53%	0,110
70:30	Jenis kelamin, dan jurusan	<i>Training:</i> 61,73% <i>Testing:</i> 61,98%	0,115
80:20	Jenis kelamin, jalur masuk, dan jurusan	<i>Training:</i> 61,80% <i>Testing:</i> 62,10 %	0,112
90:10	Jenis kelamin, jalur	<i>Training:</i> 61,77%	0,114

Komb inasi data	Variabel signifikan	Ketepatan Klasifikasi	<i>Pseudo R² Mc-Fadden</i>
	masuk, dan jurusan	<i>Testing:</i> 63,17%	

Dari tabel 6.1 di atas dapat dilihat kombinasi data yang memiliki tingkat keakuratan klasifikasi paling besar untuk data *training* adalah kombinasi data 60:40, namun kombinasi data yang memiliki tingkat akurasi klasifikasi data *testing* tertinggi adalah kombinasi data 90:10. Sehingga kombinasi data yang dapat menghasilkan model regresi logistik terbaik adalah kombinasi data 90:10, selain memiliki tingkat klasifikasi data *testing* yang tinggi, kombinasi data 90:10 juga memiliki nilai *Pseudo R-Square Mc-Fadden* yang lebih tinggi yaitu 0,114. Nilai *Pseudo R-Square Mc-Fadden* 0,114 dapat diinterpretasikan bahwa sebanyak 11,4% faktor yang masuk ke dalam model dapat mempengaruhi lama studi mahasiswa dan sisanya sebanyak 88,6% dijelaskan oleh faktor-faktor lain.

Nilai *p-value*, koefisien, serta *odds ratio* pada kombinasi data 90:10 untuk masing-masing variabel prediktor ditunjukkan pada tabel 6.2.

Tabel 6. 2 Nilai *odds ratio* model terpilih variabel respon lama studi

Variabel prediktor	<i>p-value</i>	Koefisien	<i>Odds ratio</i>
Jenis Kelamin (X1)			
Laki-laki	0,000	-0,972	0.378
Jalur Masuk (X2)			
Bidik Misi	0,002	0,589	1.802
PMDK Madura	0,075	0,915	2.497
S1 Kerjasama	0,160	0,395	1.484

Variabel prediktor	<i>p-value</i>	Koefisien	<i>Odds ratio</i>
UM Desain	0,432	-0,532	0.587
PKM Mandiri	0,000	-0,479	0.619
PMDK Prestasi	0,046	0,838	2.312
PKM Kemitraan	0,000	-0,620	0.538
PMDK reguler	0,000	0,803	2.232
Jurusan (X8)			
Sistem Informasi	0.011	-0.397	0.672
Sistem Perkapalan	0.002	-0.545	0.580
Teknik Kelautan	0.000	-1.657	0.191
Teknik Perkapalan	0.000	-2.591	0.075
Perencanaan Wilayah dan Kota	0.000	-0.789	0.454
Teknik Geomatika	0.000	-1.057	0.347
Desain produk	0.075	-1.189	0.305
Arsitektur	0.111	-0.286	0.751
Teknik Lingkungan	0.023	-0.384	0.681
Teknik Sipil	0.000	-0.615	0.541
Teknik Material	0.000	0.721	2.056
Teknik Industri	0.571	0.086	1.090
Teknik Fisika	0.052	-0.346	0.708
Teknik Kimia	0.355	-0.139	0.870
Teknik Elektro	0.193	-0.188	0.829

Variabel prediktor	<i>p-value</i>	Koefisien	<i>Odds ratio</i>
Teknik Mesin	0.000	-1.787	0.167
Statistika	0.003	0.511	1.667
Kimia	0.052	-0.369	0.691
Biologi	0.000	-2.468	0.085
Matematika	0.009	-0.510	0.600
Fisika	0.000	-1.007	0.365

Nilai koefisien dan *odds ratio* pada tabel 6.2 dapat diinterpretasikan sebagai berikut:

- a. Mahasiswa laki-laki memiliki peluang 0,378 kali lebih kecil dibandingkan mahasiswa perempuan untuk dapat lulus lebih cepat. Peluang lebih kecil ditunjukkan dengan nilai koefisien yang negatif.
- b. Mahasiswa dari jalur masuk Bidik Misi memiliki peluang 1,802 kali lebih besar untuk lulus lebih cepat dibandingkan dengan mahasiswa jalur SNMPTN tulis. Mahasiswa dari jalur S1 Kerjasama memiliki peluang 0,395 kali lebih besar untuk dapat lulus lebih cepat dibandingkan dengan mahasiswa dari jalur masuk SNMPTN, begitu juga dengan mahasiswa yang berasal dari jalur masuk PMDK Madura, PMDK Prestasi dan PMDK reguler, keduanya memiliki peluang yang lebih besar untuk dapat lulus lebih cepat. Sedangkan mahasiswa yang berasal dari jalur masuk PKM Kemitraan, PKM Mandiri dan , UM Desain memiliki peluang lebih kecil untuk lulus lebih cepat dibandingkan dengan mahasiswa SNMPTN.
- c. Mahasiswa yang berasal dari jurusan Sistem Informasi memiliki peluang 0,672 kali lebih kecil untuk lulus lebih cepat dibandingkan dengan mahasiswa Informatika. Begitu juga dengan mahasiswa jurusan Teknik Perkapalan, Perencanaan Wilayah Kota, Teknik kelautan dan semua jurusan lainnya, kecuali jurusan Teknik Industri, Teknik Material, dan Statistika

memiliki peluang untuk lulus lebih cepat yang lebih kecil jika dibandingkan dengan jurusan Informatika. Jurusan Teknik Material memiliki peluang 2,056 lebih besar, jurusan Teknik Industri 1,09 kali lebih besar, dan jurusan Statistika 1,667 kali lebih besar untuk dapat lulus lebih cepat dibandingkan dengan jurusan Informatika.

Dengan nilai intersep -1,553 dan 1,798, fungsi logit dari koefisien pada tabel 6.2 dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} g_1(x) = & -1,553 - 0,972X_{1(0)} + 0,803X_{3(1)} - \\ & 0,620X_{3(2)} + 0,838X_{3(3)} - 0,479X_{3(4)} - \\ & 0,532X_{3(5)} + 0,598X_{3(6)} + 0,395X_{3(7)} + \\ & 0,915X_{3(8)} - 1,007X_{8(0)} - 0,51X_{8(1)} - \\ & 2,468X_{8(2)} - 0,369X_{8(3)} + 0,511X_{8(4)} - \\ & 1,787X_{8(5)} - 0,188X_{8(6)} - 0,139X_{8(7)} - \\ & 0,346X_{8(8)} + 0,086X_{8(9)} + 0,721X_{8(10)} - \\ & 0,615X_{8(11)} - 0,384X_{8(12)} - 0,286X_{8(13)} - \\ & 1,189X_{8(14)} - 1,057X_{8(15)} - 0,789X_{8(16)} - \\ & 2,591X_{8(17)} - 1,657X_{8(18)} - 0,545X_{8(19)} - \\ & 0,397X_{8(21)} \quad (6.2.1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} g_2(x) = & 1,798 - 0,972X_{1(0)} + 0,803X_{3(1)} - \\ & 0,620X_{3(2)} + 0,838X_{3(3)} - 0,479X_{3(4)} - \\ & 0,532X_{3(5)} + 0,598X_{3(6)} + 0,395X_{3(7)} + \\ & 0,915X_{3(8)} - 1,007X_{8(0)} - 0,51X_{8(1)} - \\ & 2,468X_{8(2)} - 0,369X_{8(3)} + 0,511X_{8(4)} - \\ & 1,787X_{8(5)} - 0,188X_{8(6)} - 0,139X_{8(7)} - \\ & 0,346X_{8(8)} + 0,086X_{8(9)} + 0,721X_{8(10)} - \\ & 0,615X_{8(11)} - 0,384X_{8(12)} - 0,286X_{8(13)} - \\ & 1,189X_{8(14)} - 1,057X_{8(15)} - 0,789X_{8(16)} - \end{aligned}$$

$$2,591X_{8(17)} - 1,657X_{8(18)} - 0,545X_{8(19)} - 0,397X_{8(21)} \quad (6.2.2)$$

Berdasarkan fungsi logit 6.2.1 dan 6.2.2 probabilitas untuk setiap variabel respon dapat dituliskan sebagai berikut:

$$P(\text{lebih cepat}) = \frac{\exp(g_1(x))}{1 + \exp(g_1(x))} \quad (6.2.3)$$

$$P(\text{normal}) = \frac{\exp(g_2(x))}{1 + \exp(g_2(x))} - P(\text{lebih cepat}) \quad (6.2.4)$$

$$P(\text{terlambat}) = \frac{1}{1 + \exp(g_2(x))} \quad (6.2.5)$$

Sebagai contoh untuk perhitungan nilai peluang yang dirumuskan pada persamaan 6.2.3, 6.2.4, dan 6.2.5, jika ada seorang mahasiswa dengan jenis kelamin laki-laki, jalur masuk dari Bidik Misi, berasal dari jurusan Teknik Informatika, maka dapat dihitung peluang untuk masing-masing kategori respon. Berdasarkan tabel 6.2, didapatkan nilai koefisien untuk kategori jenis kelamin laki-laki adalah -0,972, koefisien untuk kategori jalur masuk Bidik Misi adalah 0,589, dan nilai koefisien untuk kategori jurusan Sistem Informasi adalah 0,397, maka nilai fungsi logit dan nilai peluang untuk masing-masing kategori respon dapat dihitung sebagai berikut:

$$g_1(x) = -1,553 - 0,972(1) + 0,589(1) - 0,397(1) + 0 = -2,333$$

$$g_1(x) = 1,978 - 0,972(1) + 0,589(1) - 0,397(1) + 0 = 1,198$$

$$P(\text{lebih cepat}) = \frac{\exp(-2,333)}{1 + \exp(-2,333)} = 0,08$$

$$P(\text{normal}) = \frac{\exp(1,198)}{1 + \exp(1,198)} - 0,08 = 0,67$$

$$P(\text{terlambat}) = \frac{1}{1 + \exp(1,198)} = 0,23$$

Dari perhitungan di atas didapatkan peluang mahasiswa tersebut untuk dapat lulus lebih cepat adalah sebesar 0,08, lulus normal 0,67, dan lulus terlambat 0,23.

2. Variabel respon IPK

Tabel 6.3 menunjukkan hasil klasifikasi dan *nilai Pseudo R Mc Fadden* untuk masing-masing kombinasi data pada variabel respon IPK.

Tabel 6. 3 Hasil pemodelan regresi logistik ordinal variabel IPK

Kombinasi data	Var signifikan	Ketepatan Klasifikasi	<i>Pseudo R² Mc-Fadden</i>
60:40	Jenis kelamin, jurusan, jalur masuk, dan asal daerah	<i>Training:</i> 50,07% <i>Testing:</i> 22,10%	0,107
70:30	Jenis kelamin, jalur masuk, dan jurusan	<i>Training:</i> 59,49% <i>Testing:</i> 19,79	0,110
80:20	Jenis kelamin, jalur masuk, pekerjaan orang tua, dan asal daerah	<i>Training:</i> 54,50% <i>Testing:</i> 19,69%	0,109

Kombinasi data	Var signifikan	Ketepatan Klasifikasi	<i>Pseudo R² McFadden</i>
90:10	Jenis kelamin, jalur masuk, pekerjaan orang tua, dan asal daerah	<i>Training:</i> 59,06% <i>Testing:</i> 48,86%	0,205

Pada variabel respon IPK didapatkan model regresi logistik ordinal terbaik adalah model regresi logistik ordinal pada kombinasi data 90:10. Berdasarkan hasil ketepatan klasifikasi, kombinasi data 90:10 memiliki tingkat akurasi klasifikasi data *testing* terbesar dan memiliki nilai *pseudo R-Square McFadden* terbesar yaitu 0,205. Nilai *pseudo r-square* sebesar 0,205 memiliki makna bahwa 20,5% faktor yang dapat mempengaruhi IPK dipengaruhi oleh variabel-variabel prediktor yang masuk ke dalam model, dan sisanya sebanyak 79,5% dipengaruhi oleh faktor lain. Pada kombinasi data tersebut variabel yang signifikan mempengaruhi IPK adalah jenis kelamin, jalur masuk, pekerjaan orang tua dan asal daerah. Selanjutnya interpretasi model regresi logistik ordinal dapat dinyatakan dalam *odds ratio*. Nilai *oods ratio* merupakan eksponensial dari nilai koefisien, sehingga didapatkan nilai *odds ratio* untuk masing-masing variabel yang signifikan mempengaruhi capaian IPK yang ditunjukkan pada tabel 6.4. Kategori yang digunakan sebagai basis atau referensi untuk masing-masing variabel prediktor, yaitu untuk jenis kelamin adalah jenis kelamin perempuan, untuk jalur masuk adalah jalur masuk bidik misi, untuk pekerjaan orang tua adalah guru/dosen negeri, untuk asal daerah adalah luar jawa, dan untuk jurusan adalah jurusan Sistem Informasi.

Tabel 6. 4 Nilai p-value, koefisien, dan odds ratio model terpilih variabel respon IPK

Variabel prediktor	<i>p-value</i>	Koef	<i>Odds ratio</i>
Jenis Kelamin (X1)			
Laki-laki	0,000	-0.691	0,501
Jalur Masuk (X3)			
Bidk Misi	0,000	0.849	2,337
PMDK Madura	0,000	1.394	4,031
S1 Kerjasama	0.357	0.253	1,288
UM Desain	0.117	-1.000	0,368
PKM Mandiri	0,000	1.134	3,108
PMDK Prestasi	0.022	0.94	2,560
PKM Kemitraan	0,000	-1.289	0,276
PMDK Reguler	0,000	0.841	2,319
Pekerjaan orang tua (X5)			
Pegawai negeri, bukan guru/dosen	0.031	-0.171	0,843
Guru/dosen negeri	0.045	-0.207	0,813
Lain-lain	0.262	0.150	1,162
ABRI	0.422	-0.151	0,860
Guru/dosen swasta	0.362	-0.187	0,829
Pedagang/wiraswasta	0.251	0.101	1,106
Profesional perorangan	0.747	-0.093	0,911
Petani/nelayan	0.014	0.377	1,458
Buruh	0.473	0.159	1,172
Pensiunan pegawai negeri/ABRI	0.507	-0.102	0,903
Pensiunan swasta	0.529	0.170	1,185
Asal Daerah (X6)			
Luar Jawa	0.433	0.076	1,079
Luar Jawa Timur (Jawa)	0.661	0.049	1,050
Surabaya	0.000	-0.254	0,776
Jurusan (X8)			

Variabel prediktor	<i>p-value</i>	Koef	<i>Odds ratio</i>
Sistem Informasi	0.000	1.544	4,683
Teknik Informatika	0.000	2.636	13,957
Sistem Perkapalan	0.524	0.131	1,140
Teknik Kelautan	0.006	-0.573	0,564
Teknik Perkapalan	0.056	-0.432	0,649
Perencanaan Wilayah dan Kota	0.000	1.47594	4,375
Teknik Geomatika	0.118	0.35926	1,432
Desain produk	0.005	1.78328	5,494
Arsitektur	0.000	0.78116	2,184
Teknik Llingkungan	0.352	0.19049	1,210
Teknik Sipil	0.000	1.28672	3,621
Teknik Material	0.000	1.41318	4,109
Teknik Industri	0.000	0.96509	2,625
Teknik Fisika	0.000	1.18518	3,721
Teknik Kimia	0.000	1.81747	6,156
Teknik Elektro	0.000	1.24077	3,458
Teknik Mesin	0.042	-0.39880	0,671
Statistika	0.028	0.43766	1,549
Kimia	0.323	0.20928	1,233
Biologi	0.004	-0.66041	0,517
Fisika	0.000	-1.03912	0,354

Nilai *oods ratio* pada tabel 6.4 dapat diinterpretasikan sebagai berikut :

1. Mahasiswa jenis kelamin laki-laki memiliki peluang untuk memiliki IPK sangat baik 0,501 kali lebih kecil dibandingkan dengan mahasiswa perempuan. Representasi lebih kecil ditunjukkan dengan nilai koefisien yang bertanda negatif.
2. Mahasiswa yang berasal dari jalur masuk PMDK Madura memiliki peluang 4,031 kali lebih besar untuk mendapatkan IPK sangat baik dibandingkan dengan mahasiswa yang berasal dari jalur masuk SNMPTN

tulis, sama halnya dengan mahasiswa yang berasal dari jalur masuk PMDK Prestasi, S1 Kerjasama, PKM Mandiri, Bidik Misi, dan PMDK Reguler, memiliki peluang untuk mendapatkan IPK sangat baik lebih besar jika dibandingkan dengan mahasiswa yang berasal dari jalur SNMPTN tulis. Sedangkan mahasiswa yang berasal dari jalur masuk UM Desain dan PKM Mandiri memiliki peluang lebih kecil untuk mendapatkan IPK sangat baik dibandingkan dengan mahasiswa yang berasal dari jalur masuk SNMPTN tulis.

3. Mahasiswa yang orang tuanya bekerja sebagai pegawai negeri bukan guru atau dosen memiliki peluang 0,843 kali lebih kecil untuk mendapatkan IPK sangat baik, dibandingkan dengan mahasiswa yang orang tuanya bekerja sebagai pegawai swasta bukan guru atau dosen. Begitu juga dengan mahasiswa yang orang tuanya bekerja sebagai ABRI, guru/dosen swasta, professional perorangan, dan pendirian pegawai negeri/ABRI, memiliki peluang yang lebih kecil untuk mendapatkan IPK sangat baik. Sedangkan mahasiswa yang orang tuanya bekerja sebagai pedagang/wiraswasta, petani/nelayan, dan pendirian swasta memiliki peluang lebih besar untuk mendapatkan IPK sangat baik dibandingkan dengan mahasiswa yang orang tuanya bekerja sebagai pegawai swasta bukan guru atau dosen.
4. Mahasiswa yang berasal dari luar Jawa memiliki peluang 1,079 lebih besar untuk mendapatkan IPK sangat baik jika dibandingkan dengan mahasiswa yang berasal dari Jawa Timur (Non-Surabaya), mahasiswa yang berasal dari luar Jawa Timur (masih Jawa) memiliki peluang 1,050 kali lebih besar untuk mendapatkan IPK sangat baik jika dibandingkan dengan mahasiswa yang berasal dari Jawa Timur. Sedangkan mahasiswa yang berasal dari Surabaya memiliki peluang 0,776 kali lebih kecil untuk

mendapatkan IPK sangat baik jika dibandingkan dengan mahasiswa yang berasal dari kota/kabupaten lain di Jawa Timur.

5. Mahasiswa yang berasal dari jurusan Teknik Kelautan, Teknik Perkapalan, Teknik Mesin, Biologi, dan Fisika memiliki peluang yang lebih kecil untuk mendapatkan IPK sangat baik jika dibandingkan dengan jurusan Matematika. Sedangkan mahasiswa yang berasal dari jurusan Sistem Informasi, Teknik Informatika, Sistem Perkapalan, Perencanaan Wilayah dan Kota, Teknik Geomatika, Desain Produk, Arsitektur, Teknik Lingkungan, Teknik Sipil, Teknik Material, Teknik Industri, Teknik Fisika, Teknik Kimia, Teknik Elektro, Statistika, dan Kimia memiliki peluang yang lebih besar untuk mendapatkan IPK sangat baik jika dibandingkan dengan jurusan Matematika.

Dengan nilai intersep -1,386, 1,770 dan 5,368, maka fungsi logit dari koefisien pada tabel 6.4 dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 g_1(x) = & -1,386 - 0,691X_{1(0)} + 0,841X_{3(1)} - \\
 & 1,289X_{3(2)} + 0,94X_{3(3)} + 1,134X_{3(4)} - 1,00X_{3(5)} + \\
 & 0,849X_{3(6)} + 0,253X_{3(7)} + 1,394X_{3(8)} + 0,17X_{5(0)} - \\
 & 0,102X_{5(1)} + 0,159X_{5(2)} + 0,377X_{5(3)} - 0,093X_{5(4)} + \\
 & 0,101X_{5(5)} - 0,187X_{5(7)} - 0,151X_{5(8)} + 0,150X_{5(9)} - \\
 & 0,207X_{5(10)} - 0,171X_{5(11)} - 0,331X_{6(0)} - \\
 & 0,076X_{6(1)} - 0,027X_{6(2)} - 1,039X_{8(0)} - 0,660X_{8(1)} + \\
 & 0,209X_{8(2)} + 0,437X_{8(3)} - 0,398X_{8(4)} + 1,240X_{8(5)} + \\
 & 1,817X_{8(6)} + 1,185X_{8(7)} + 0,965X_{8(8)} + 1,413X_{8(9)} + \\
 & 1,286X_{8(10)} + 0,190X_{8(11)} + 0,781X_{8(12)} + \\
 & 1,783X_{8(13)} + 0,359X_{8(14)} + 1,475X_{8(15)} - \\
 & 0,432X_{8(16)} - 0,573X_{8(17)} + 0,131X_{8(18)} + \\
 & 2,636X_{8(19)} + 1,544X_{8(21)} \quad (6.2.6)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
g_2(x) = & 1,770 - 0,691X_{1(0)} + 0,841X_{3(1)} - \\
& 1,289X_{3(2)} + 0,94X_{3(3)} + 1,134X_{3(4)} - 1,00X_{3(5)} + \\
& 0,849X_{3(6)} + 0,253X_{3(7)} + 1,394X_{3(8)} + 0,17X_{5(0)} - \\
& 0,102X_{5(1)} + 0,159X_{5(2)} + 0,377X_{5(3)} - 0,093X_{5(4)} + \\
& 0,101X_{5(5)} - 0,187X_{5(7)} - 0,151X_{5(8)} + 0,150X_{5(9)} - \\
& 0,207X_{5(10)} - 0,171X_{5(11)} - 0,331X_{6(0)} - \\
& 0,076X_{6(1)} - 0,027X_{6(2)} - 1,039X_{8(0)} - 0,660X_{8(1)} + \\
& 0,209X_{8(2)} + 0,437X_{8(3)} - 0,398X_{8(4)} + 1,240X_{8(5)} + \\
& 1,817X_{8(6)} + 1,185X_{8(7)} + 0,965X_{8(8)} + 1,413X_{8(9)} + \\
& 1,286X_{8(10)} + 0,190X_{8(11)} + 0,781X_{8(12)} + \\
& 1,783X_{8(13)} + 0,359X_{8(14)} + 1,475X_{8(15)} - \\
& 0,432X_{8(16)} - 0,573X_{8(17)} + 0,131X_{8(18)} + \\
& 2,636X_{8(19)} + 1,544X_{8(21)} \quad (6.2.7)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
g_3(x) = & 5,368 - 0,691X_{1(0)} + 0,841X_{3(1)} - \\
& 1,289X_{3(2)} + 0,94X_{3(3)} + 1,134X_{3(4)} - 1,00X_{3(5)} + \\
& 0,849X_{3(6)} + 0,253X_{3(7)} + 1,394X_{3(8)} + 0,17X_{5(0)} - \\
& 0,102X_{5(1)} + 0,159X_{5(2)} + 0,377X_{5(3)} - 0,093X_{5(4)} + \\
& 0,101X_{5(5)} - 0,187X_{5(7)} - 0,151X_{5(8)} + 0,150X_{5(9)} - \\
& 0,207X_{5(10)} - 0,171X_{5(11)} - 0,331X_{6(0)} - \\
& 0,076X_{6(1)} - 0,027X_{6(2)} - 1,039X_{8(0)} - 0,660X_{8(1)} + \\
& 0,209X_{8(2)} + 0,437X_{8(3)} - 0,398X_{8(4)} + 1,240X_{8(5)} + \\
& 1,817X_{8(6)} + 1,185X_{8(7)} + 0,965X_{8(8)} + 1,413X_{8(9)} + \\
& 1,286X_{8(10)} + 0,190X_{8(11)} + 0,781X_{8(12)} + \\
& 1,783X_{8(13)} + 0,359X_{8(14)} + 1,475X_{8(15)} - \\
& 0,432X_{8(16)} - 0,573X_{8(17)} + 0,131X_{8(18)} + \\
& 2,636X_{8(19)} + 1,544X_{8(21)} \quad (6.2.8)
\end{aligned}$$

Berdasarkan fungsi logit yang ditunjukkan oleh persamaan 6.2.6, 6.2.7, dan 6.2.8 di atas probabilitas untuk setiap variabel respon dapat dituliskan dengan persamaan peluang sebagai berikut:

$$P(\text{sangat baik}) = \frac{\exp(g_1(x))}{1 + \exp(g_1(x))} \quad (6.2.9)$$

$$P(baik) = \frac{\exp(g_2(x))}{1+\exp(g_2(x))} - P(sangat\ baik) \quad (6.2.10)$$

$$P(cukup) = \frac{\exp(g_3(x))}{1+\exp(g_3(x))} - \frac{\exp(g_2(x))}{1+\exp(g_2(x))} \quad (6.2.11)$$

$$P(kurang) = \frac{1}{1+\exp(g_3(x))} \quad (6.2.12)$$

Misal jika ada seorang mahasiswa dengan jenis kelamin laki-laki, jalur masuk dari Bidik Misi, berasal dari jurusan Sistem Informasi, pekerjaan orang tua adalah ABRI, dan berasal dari Surabaya maka dapat dihitung peluang untuk masing-masing kategori respon dengan mencari nilai fungsi logit $g_1(x)$, $g_2(x)$, dan $g_3(x)$. Berdasarkan hasil yang diperoleh pada tabel 6.4, koefisien untuk jenis kelamin laki-laki adalah -0,691, nilai koefisien kategori Bidik Misi adalah 0,849, nilai koefisien pekerjaan orang tua adalah ABRI sebesar -0,151, nilai koefisien asal daerah Surabaya -0,254, dan nilai koefisien jurusan Sistem Informasi adalah 1,544, maka probabilitas untuk masing-masing variabel respon dapat dihitung sebagai berikut:

$$g_1(x) = -1,386 - 0,691(1) + 0,849(1) - 0,151(1) - 0,254(1) + 1,544(1) = -0,089$$

$$g_2(x) = -1,386 - 0,691(1) + 0,849(1) - 0,151(1) - 0,254(1) + 1,544(1) = 3,067$$

$$g_3(x) = -1,386 - 0,691(1) + 0,849(1) - 0,151(1) - 0,254(1) + 1,544(1) = 6,655$$

$$P(sangat\ baik) = \frac{\exp(-0,089)}{1+\exp(-0,089)} = 0,47$$

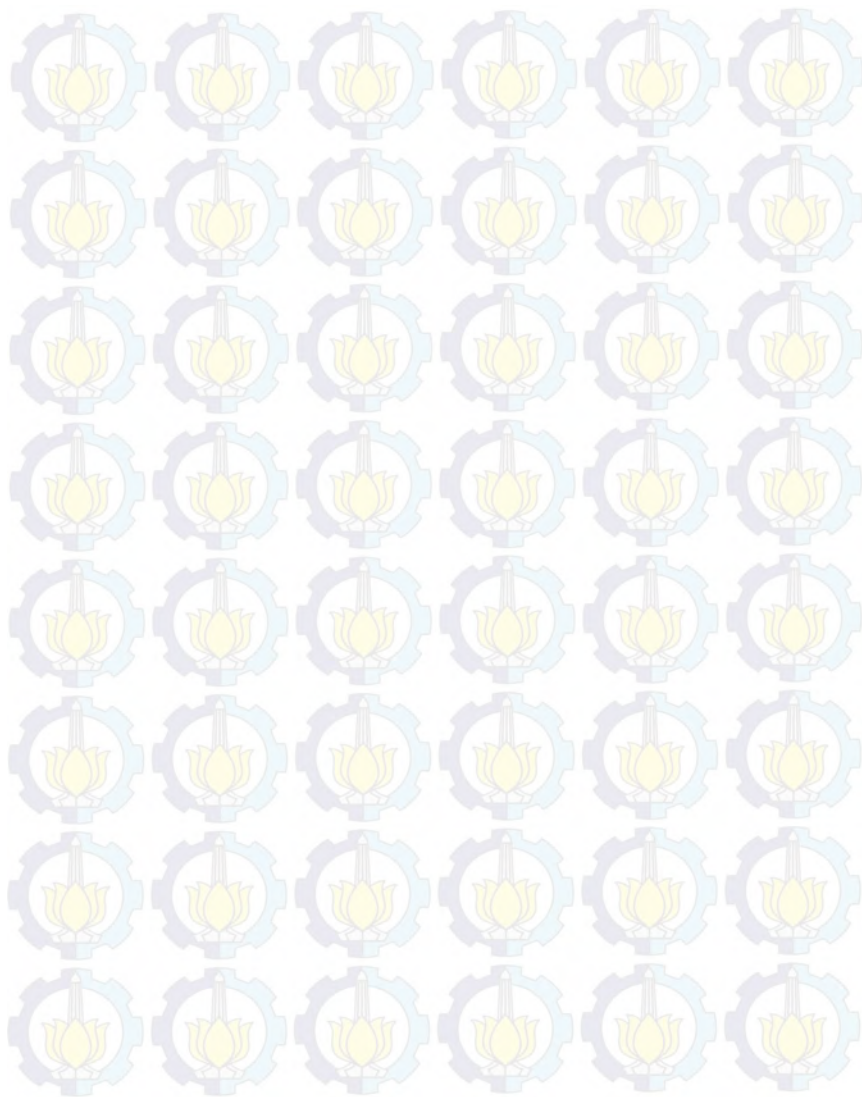
$$P(baik) = \frac{\exp(3,067)}{1+\exp(3,067)} - 0,47 = 0,47$$

$$P(cukup) = \frac{\exp(6,655)}{1+\exp(6,655)} - \frac{\exp(3,067)}{1+\exp(3,067)} = 0,04$$

$$P(kurang) = \frac{1}{1+\exp(6,655)} = 0,0012$$

Dari perhitungan di atas didapatkan peluang mahasiswa tersebut untuk mendapatkan IPK sangat baik adalah 0,47, IPK baik 0,47, IPK cukup 0,04, dan IPK kurang 0,0012.

Halaman ini sengaja dikosongkan



BAB VII

KESIMPULAN DAN SARAN

7.1. Kesimpulan

Dari hasil implementasi dan analisis dapat disimpulkan :

1. Karakteristik lulusan ITS angkatan 2007,2008, dan 2009 menunjukkan bahwa mayoritas lulusan dapat lulus normal yaitu sebanyak 54,3%, namun jumlah mahasiswa yang lulus terlambat juga cukup tinggi yaitu 36,8%. Dilihat dari variabel respon IPK mayoritas lulusan memiliki predikat IPK baik, yaitu nilai IPK antara 3,21 hingga 3,58.
2. Faktor yang signifikan mempengaruhi lama studi mahasiswa adalah jenis kelamin, jurusan, dan jalur masuk. Sedangkan asal daerah, pekerjaan orang tua, pendapatan orang tua, jenis SMA dan kategori IPM tidak berpengaruh terhadap lama studi mahasiswa.
3. Faktor yang signifikan mempengaruhi capaian IPK adalah jenis kelamin, jurusan, jalur masuk, pekerjaan orang tua, dan asal daerah. Sedangkan pendapatan orang tua, kategori IPM, dan jenis SMA tidak berpengaruh terhadap IPK mahasiswa.
4. Faktor-faktor yang mempengaruhi IPK dapat dijelaskan oleh faktor-faktor yang masuk ke dalam model yaitu sebesar 11,4% dan sisanya sebanyak 88,6% dijelaskan oleh faktor-faktor lain.
5. Faktor-faktor yang mempengaruhi lama studi dapat dijelaskan oleh faktor-faktor yang masuk ke dalam model yaitu sebesar 20,5% dan sisanya sebanyak 79,5% dijelaskan oleh faktor-faktor lain di luar model.
6. Hasil klasifikasi *data training* dan *data testing* pada model terpilih sudah cukup baik yaitu 61,7% dan 63,17% untuk variabel respon lama studi, serta 59,06% untuk *data training* pada variabel respon IPK. Sedangkan klasifikasi *data testing* untuk variabel IPK

masih kurang baik, yaitu 48,86% dimana nilai tersebut masih di bawah dari 50%.

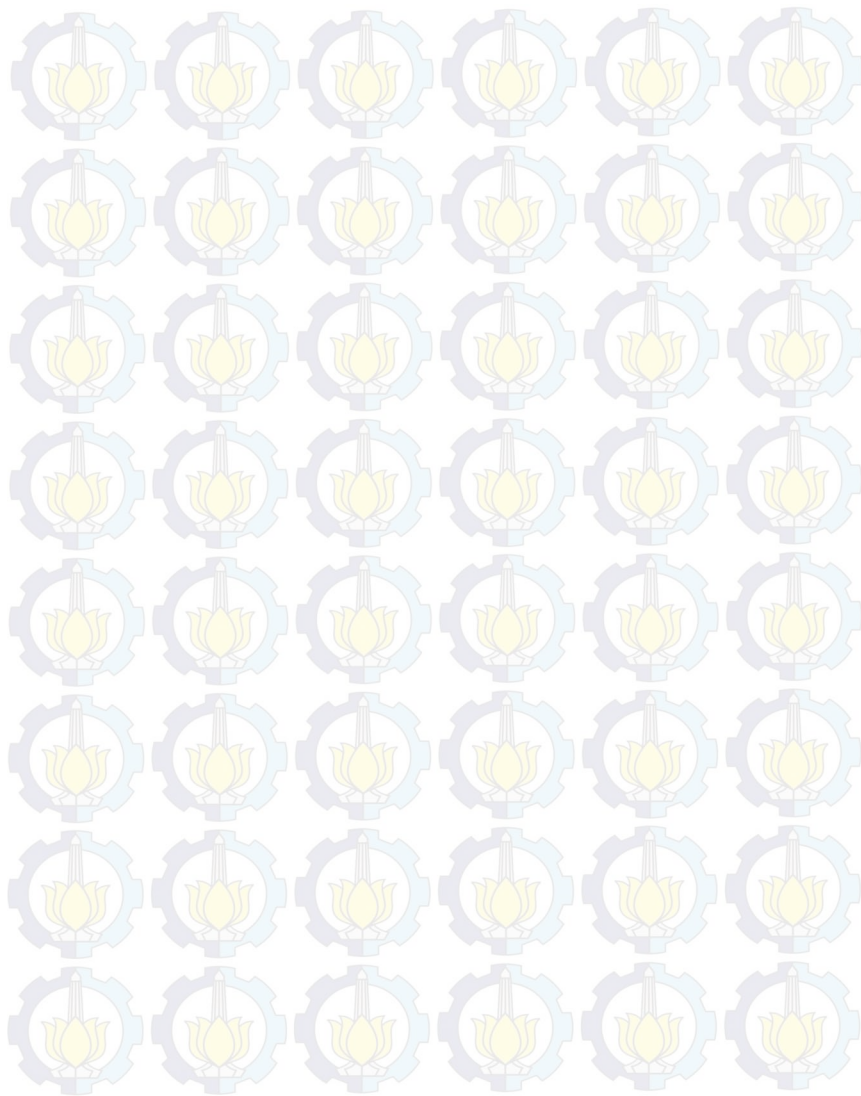
7. Hasil penelitian selaras dengan beberapa penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya, diantaranya:
 - a. Jenis kelamin dapat mempengaruhi prestasi mahasiswa hal ini selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh Yunita [33], Al Fattah [9], dan Dancer [35].
 - b. Jurusan dapat mempengaruhi prestasi mahasiswa, hal ini selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh Budiati [19].
 - c. Jalur masuk berpengaruh terhadap capaian atau prestasi mahasiswa, hal ini selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh Wijayanti [15] dan Padmini [20].
 - d. Perbedaan status sosial ekonomi, dalam hal ini pekerjaan orang tua, dapat mempengaruhi prestasi mahasiswa, hal ini selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh Handayani [14] dan Barry [17].
 - e. Asal daerah dapat mempengaruhi prestasi mahasiswa, hal ini selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh Susilo [37], Tukina [38], dan Mark [39].
 - f. Kategori IPM dan jenis SMA tidak berpengaruh terhadap prestasi mahasiswa, hal ini selaras dengan penelitian yang dilakukan oleh Wijayanti [15] dan Yunita [33].

7.2. Saran

1. Dari hasil analisis diperoleh nilai *Pseudo R-square* untuk masing-masing variabel respon, yaitu IPK dan lama studi adalah 11,4 dan 20,5 artinya hanya 11,4% dan 20,5% faktor-faktor yang masuk ke dalam model dapat menjelaskan faktor-faktor yang mempengaruhi IPK dan lama studi. Sehingga untuk penelitian selanjutnya perlu ditambahkan faktor-faktor lain, misalnya :

- a. Faktor pengalaman pra perkuliahan dan latar belakang lainnya, anatara lain dukungan orang tua dan teman, motivasi belajar, tingkat kecerdasan [2], serta nilai TOEFL, nilai TPA [9, 21], dan nilai NEM saat SMA [20].
 - b. Faktor-faktor pada tahap perkuliahan seperti yang telah disampaikan oleh Kuh dkk [2], yang terdiri dari hubungan mahasiswa dengan fakultas, kerjasama antar mahasiswa, tingkat keaktifan mahasiswa, dan cara belajar. Serta keaktifan dalam kegiatan organisasi [24].
 - c. Faktor-faktor akademik diantaranya absensi dan status beasiswa (penerima beasiswa atau bukan penerima beasiswa) [42].
 - d. Faktor kondisi individu, seperti kesehatan, waktu belajar, dan status pekerjaan [42].
 - e. Faktor sosial seperti interaksi dengan teman, dosen, dan keluarga, serta jumlah waktu senggang atau waktu luang [42].
2. Nilai *pseudo-r square Mc-Fadden* yang sangat kecil juga terjadi bisa jadi karena diskritisasi yang dilakukan pada variabel dependen dan independen kurang sesuai sehingga banyak informasi yang terbuang.
 3. Untuk mendapatkan tingkat akurasi klasifikasi yang lebih tinggi dapat digunakan metode *bootstrap aggregating (bagging)* regresi logistik, metode *bagging* pada regresi logistik dapat meningkatkan akurasi klasifikasi sebesar 0,02% hingga 3,07% [43].

Halaman ini sengaja dikosongkan



DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Winkel, Psikologi Pengajaran, Jakarta: Gramedia.
- [2] G. D. Kuh, B. K. Bridge dan J. C. Hayek, "What Matters to Student Success: A Review of the Literature. Commissioned Report for the National Symposium on Postsecondary Student Success: Spearheading a Dialog on Student Success," National Postsecondary Education Cooperative, 2006.
- [3] V. Ratnasari, "Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Model Probit Bivariat," Disertasi Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, 2012.
- [4] Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi, Matrik Penilaian Instrumen Akreditasi Program Studi Sarjana, Jakarta: Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi, 2008.
- [5] Departemen Metaluri dan Material Universitas Indonesia, "www.metal.ui.ac.id," [Online]. Available: www.metal.ui.ac.id/file/AUN_Executive_Summary.pdf.
- [6] Lembaga Penjaminan Mutu, Perlindungan, dan Pengelolaan Kekayaan Intelektual & Lembaga Pengembangan Teknologi Informasi ITS, Borang Sistem Penjaminan Mutu Internal Program Studi S1, Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2014.
- [7] M. Wook, N. Wahab, N. F. Awang, Y. H. Yahaya, M. R. Mohd Isa dan S. Y. Hoo, "Predicting NDUM Student's Academic Performance Using Data Mining Techniques," *IEEE Journal 2nd International Conference on Computer and Electrical Engineering*, pp. 367-361, 2009.
- [8] S. Daruyani, Y. Wilandari dan H. Yasin, "Faktor-faktor yang Mempengaruhi Indeks Prestasi Mahasiswa FSM Universitas Diponegoro Semester Pertama dengan Metode Regresi Logistik Biner," dalam *Seminar Nasional Statistika*, Semarang, 2013.
- [9] I. A. Al Fattah, M. Ratna dan V. Ratnasari, "Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Masa Studi Lulusan Mahasiswa Program Magister Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Surabaya Menggunakan Regresi Logistik Ordinal Dan Regresi Probit Ordinal”.

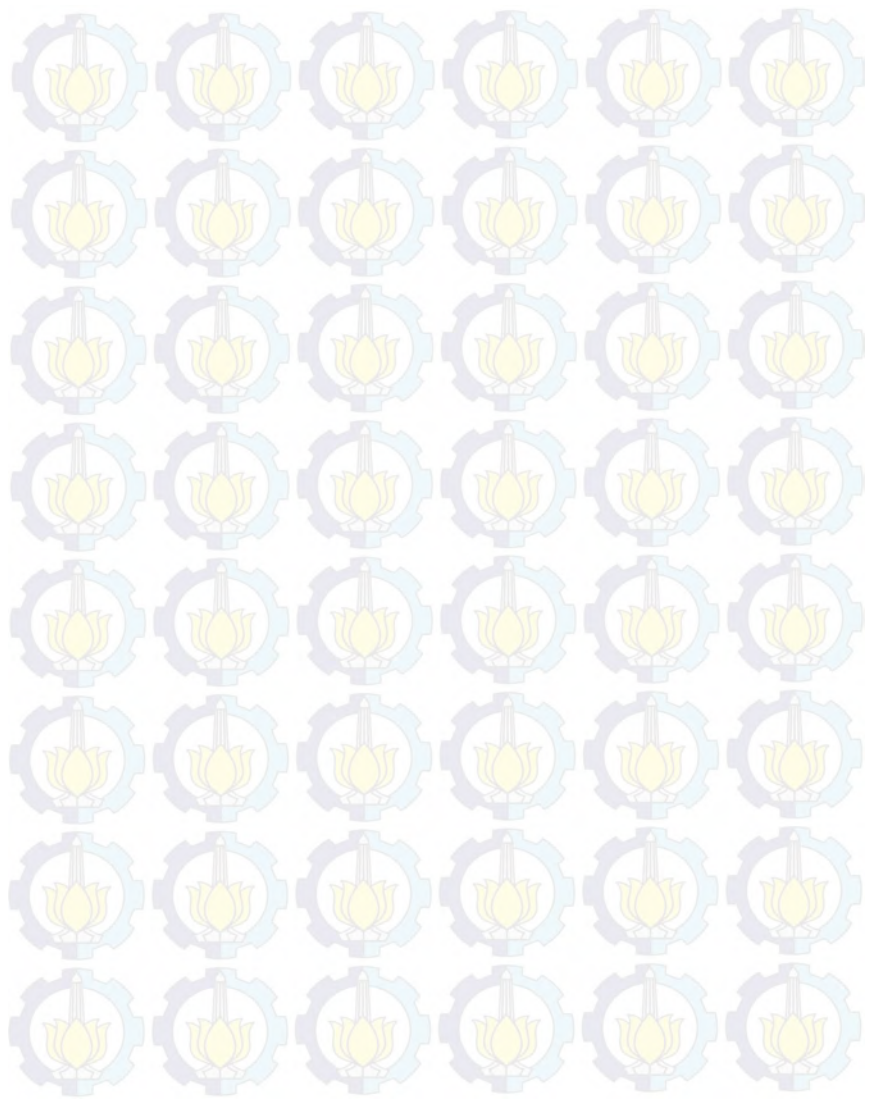
- [10] P. Golding dan O. Donaldson, “Predicting Student Performance,” *IEEE Journal 36th ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference*, pp. 21-26, 2006.
- [11] E. P. I. Garcia dan P. M. Mora, “Model Prediction of Academic Performance for First Year Student,” *IEEE Journal 10th Mexican International Conference on Artificial Intelligent*, pp. 169-174, 2011.
- [12] N. M. Rusli, Z. Ibrahim dan R. M. Janor, “Predicting Student's Academic Achievement : Comparison Between Logistic Regression, Artificial Neural Network, and Neuro Fuzzy,” *IEEE Journal, Information Technology, 2008. ITSIm 2008. International Symposium*, vol. 1, 2008.
- [13] N. T. Nghe, P. Janecek dan P. Haddawy, “A Comparative Analysis of Techniques for Predicting Academic Performance,” *IEEE Journal 37th ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference*, pp. 7-12, 2007.
- [14] A. T. Handayani, “Pengaruh Tingkat Pendidikan Orang Tua dan Jalur Masuk Terhadap Prestasi Belajar Mahasiswa Akuntansi (Studi pada Mahasiswa Jurusan Akuntansi Universitas Brawijaya Malang)”.
- [15] A. Wijayanti , “Tesis : Pengaruh kualitas pembangunan sumberdaya manusia wilayah asal mahasiswa dan jalur masuk terhadap capaian prestasi akademik mahasiswa UGM,” Universitas Gajah Mada, Yogyakarta, 2008.
- [16] J. Shana dan T. Venkatachalam, “Identifying Key Performance Indicator and Predicting the Result From Student Data,” *International Journal of Computer Appllication*, vol. 9, pp. 45-48, 2011.
- [17] J. Barry, “Bachelor Thesis : The Effect of Socio-Economic Status on Academic Achievement,” Wichita State of University, 2005.
- [18] R. K. Eskew dan R. H. Faley, “Some Determinant of Student Performance in the First College-Level Financial Accounting Course,” *The Accounting Review*, vol. 63, pp. 137-147, 1988.

- [19] D. Budiati dan Y. Wilandari, “Analisis Lama Studi Mahasiswa FSM Universitas Diponegoro Menggunakan Regresi Logistik Biner,” dalam *Seminar Nasional Statistika*, Semarang, 2013.
- [20] I. A. S. Padmini, N. L. P. Suciptawati dan M. Susilawati, “Analisis Waktu Kelulusan Mahasiswa Dengan Metode CHAID,” *e-Journal Matematika*, 2012.
- [21] W. A. Hadi dan S. , “Pemodelan Faktor-faktor yang Mempengaruhi Prestasi Mahasiswa Pasca Sarjana ITS dengan Regresi Logistik dan Neural Network,” *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 1, 2012.
- [22] S. Imaslihkah, M. Ratna dan V. Ratnasari, “Analisis Regresi Logistik Ordinal Terhadap Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Predikat Kelulusan Mahasiswa S1 di ITS Surabaya”.
- [23] L. Simatupang, “Metode CART dan CHAID untuk Menelusuri Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Prestasi Belajar Mahasiswa SATKPN Tarutung,” Tesis Institut Pertanian Bgor, Bogor.
- [24] Amorolaran, “Binary Logistic Regression of Students Academic Performance in Tertiary Institution in Nigeria by Socio Demographic and Economic Factors,” *International Journal in Engineering Science and Innovative Technology (IJESIT)*, pp. 590-596, 2013.
- [25] A. Adejumo, “Application of Ordinal Logistic Regression in the Study of Student's Performance,” *Mathematical Theory and Modelling*, vol. 11, 2013.
- [26] K. Rajandran, “Factors Affectng First Year Undergraduate Students Academic Performande,” *Scholar Journal of Economics*, pp. 54-69, 2015.
- [27] J. Han, M. Kamber dan J. Pei, *Data Mining Concepts and Techniques 3rd Edition*, Morgan Kaufman, 2012.
- [28] S. K. Mohamad dan Z. Tasir, “Educational Data Mining : A Review,” dalam *The 9th International Conference on Cognitive Science*, 2013.

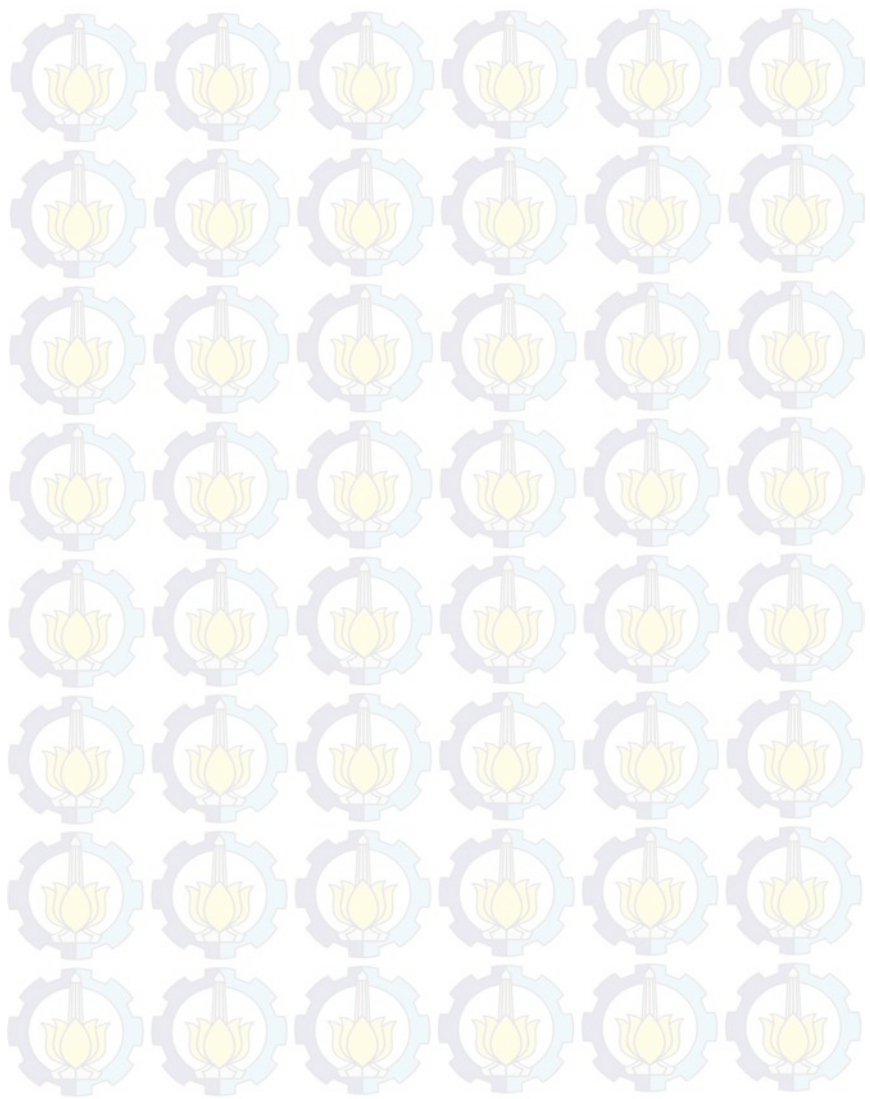
- [29] A. Pena-Alaya, "Educational Data Mining : A Survey and A Data Mining Based Analysis of Recent Works," *Expert System with Application*, pp. 1432-1462, 2014.
- [30] W. D. Hosmer dan S. Lemeshow, *Applied Logistic Regression* 2nd edition, Canada: John Wiley and Sons, Inc., 2000.
- [31] Institut Teknologi Sepuluh Nopember, *Peraturan Akademik ITS* 2014, Surabaya, 2014.
- [32] Kementerian Pendidikan Nasional dan Kebudayaan, *Peraturan Menteri Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia No. 49 Tahun 2014 tentang Standar Nasional Pendidikan Tinggi*, 2014.
- [33] Y. Kusumaningsih, "Faktor-faktor Utama yang Berpengaruh Terhadap Prestasi Belajar Mahasiswa Pascasarjana Penerima Beasiswa S2 dalam negeri BPK-RI," Tesis Universitas Indonesia, Jakarta, 2008.
- [34] C. D. A, "Pengaruh Jenis Asal Sekolah Menengah Terhadap Kinerja Kuliah Mahasiswa Pendidikan Akuntansi Universitas Negeri Malang," Skripsi: Universitas Negeri Malang, Malang, 2007.
- [35] D. M. Dancer, "The Gender Issue Revisited: A Case Study of Student Performance in Economics and Econometrics," *Economic Analysis and Policy*, vol. 33, pp. 73-89, 2003.
- [36] S. B. A. F. Colleen A. Ward, *The Psychology of Culture Shock*, Philadelphia: Routledge, 2001.
- [37] P. I. Susilo, "Hubungan Dukungan Sosial dengan Culture Shock Pada Mahasiswa," *Jurnal Online Psikologi*, vol. 2, pp. 1-13, 2014.
- [38] Tukina, "Marketing Communication Binus University," [Online]. Available: <http://marcomm.binus.ac.id/academic-journals/proses-adaptasi-mahasiswa-binus-university-asal-daerah/>. [Diakses 6 5 2015].
- [39] J. Mark, "Baidu," 1 Agustus 2011. [Online]. Available: <http://wenku.baidu.com/view/4f6882d6b9f3f90f76c61b6e.html>. [Diakses 10 Mei 2015].

- [40] M. D. Hadad, W. Santoso dan Sarwedi, “Model Prediksi Kepilitan Bank Umum di Indonesia,” Direktorat Penelitian dan Pengaturan Perbankan, Jakarta, 2000.
- [41] J. F. Hair, R. A. Jr, R. T. dan W. B. , *Multivariate Data Analysis (International Edition) 5th edition*, New Jersey: Prentice Hall, 1998.
- [42] M. M. Hidayat, “Analisis Kemungkinan Drop Out Berdasarkan Perilaku Social dalam Educational Data Mining Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Sebagai Classifier,” ITS, Surabaya, 2013.
- [43] W. W. Ftriah, M. Mashuri dan I. , “Faktor-faktor yang Memengaruhi Keparahan Korban Kecelakaan Lalu Lintas di Kota Surabaya dengan Pendekatan Bagging Regresi Logistik Ordinal,” *Jurnal Sains dan Seni*, vol. 1, no. 1, pp. 253-258, 2012.

Halaman ini sengaja dikosongkan



LAMPIRAN A – Data Penelitian



A - 2

Tabel A. 1 Data Penelitian

NRP	IPK	Lama Studi	Jenis Kelamin	Jalur Masuk	Jenis SMA	Pendapatan	Asal Daerah	IPM	Jurusan	Pekerjaan orang tua
1107100xxx	2.97	9	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.500.001 - Rp. 2.000.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MEENGAH BAWAH	Fisika	Pegawai negeri, bukan guru / dosen
1107100xxx	3.56	8	P	PMDK Reguler	SMA NEGERI	Rp. 1.500.001 - Rp. 2.000.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	Fisika	Pegawai negeri, bukan guru / dosen
1107100xxx	3.1	8	P	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 500.001 - Rp. 1.000.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	Fisika	Lain - lain
1107100xxx	2.85	9	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.000.001 - Rp. 1.500.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	Fisika	Pegawai swasta, bukan guru / dosen
1107100xxx	3.22	8	P	PMDK Reguler	MA NEGERI	Rp. 1.000.001 - Rp. 1.500.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	Fisika	Pedagang / wiraswasta

NRP	IPK	Lama Studi	Jenis Kelamin	Jalur Masuk	Jenis SMA	Pendapatan	Asal Daerah	IPM	Jurusan	Pekerjaan orang tua
1107100xxx	2.85	9	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.500.001 - Rp. 2.000.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH BAWAH	Fisika	Guru / dosen negeri
1107100xxx	2.71	9	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.500.001 - Rp. 2.000.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	Fisika	Pegawai swasta, bukan guru / dosen
1107100xxx	2.78	11	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.000.001 - Rp. 1.500.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	Fisika	Pegawai swasta, bukan guru / dosen
1107100xxx	3.4	7	P	PMDK Reguler	SMA NEGERI	Rp. 1.000.001 - Rp. 1.500.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	Fisika	Pedagang / wiraswasta
1107100xxx	2.96	9	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 2.000.001 - Rp. 2.500.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH BAWAH	Fisika	Pedagang / wiraswasta
1107100xxx	2.58	13	L	PKM Kemitraan	SMA SWASTA	Rp. 2.500.001 - Rp. 3.000.000	LUAR JAWA	MENENGAH ATAS	Fisika	Pegawai swasta, bukan guru /

A - 4

[illegible]

NRP	IPK	Lama Studi	Jenis Kelamin	Jalur Masuk	Jenis SMA	Pendapatan	Asal Daerah	IPM	Jurusan	Pekerjaan orang tua
5209100xxx	3.47	8	P	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.500.001 - Rp. 2.000.000	SURABAYA	MENENGAH ATAS	SI	Pegawai swasta, bukan guru / dosen
5209100xxx	3.03	9	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.500.001 - Rp. 2.000.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	SI	Pegawai negeri, bukan guru / dosen
5209100xxx	3.53	9	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 2.000.001 - Rp. 2.500.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	SI	Pegawai negeri, bukan guru / dosen
5209100xxx	2.85	10	L	SNMPTN	SMA SWASTA	Rp. 3.000.001 - Rp. 4.000.000	SURABAYA	MENENGAH ATAS	SI	Guru / dosen negeri
5209100xxx	3.58	7	P	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 2.000.001 - Rp. 2.500.000	SURABAYA	MENENGAH ATAS	SI	Pegawai swasta, bukan guru / dosen

A - 6

NRP	IPK	Lama Studi	Jenis Kelamin	Jalur Masuk	Jenis SMA	Pendapatan	Asal Daerah	IPM	Jurusan	Pekerjaan orang tua
5209100xxx	3.31	9	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 500.001 - Rp. 1.000.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	SI	Lain lain -
5209100xxx	3.29	9	P	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.500.001 - Rp. 2.000.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	SI	Pedagang / wiraswasta
5209100xxx	3.64	8	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.000.001 - Rp. 1.500.000	SURABAYA	MENENGAH ATAS	SI	Pegawai swasta, bukan guru / dosen
5209100xxx	3.19	10	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.000.001 - Rp. 1.500.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	SI	Petani / nelayan
5209100xxx	3.41	9	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 4.000.001 - Rp. 5.000.000	LUAR JAWA	MENENGAH ATAS	SI	Lain lain -
5209100xxx	3.47	9	P	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.000.001 - Rp. 1.500.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	SI	Lain lain -

NRP	IPK	Lama Studi	Jenis Kelamin	Jalur Masuk	Jenis SMA	Pendapatan	Asal Daerah	IPM	Jurusan	Pekerjaan orang tua
5209100xxx	3.5	9	P	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 2.000.001 - Rp. 2.500.000	SURABAYA	MENENGAH ATAS	SI	Pegawai negeri, bukan guru / dosen
5209100xxx	3.37	8	P	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.000.001 - Rp. 1.500.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	SI	Buruh
5209100xxx	3.67	8	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 1.000.001 - Rp. 1.500.000	SURABAYA	MENENGAH ATAS	SI	Lain - lain
5209100xxx	3.43	9	L	SNMPTN	SMA NEGERI	Rp. 2.000.001 - Rp. 2.500.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH ATAS	SI	Pegawai negeri, bukan guru / dosen
5209100xxx	3.62	8	L	S1 Kerjasama	SMA SWASTA	Rp. 1.500.001 - Rp. 2.000.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH BAWAH	SI	Pedagang / wiraswasta
5209100xxx	3.59	7	L	S1 Kerjasama	SMA SWASTA	Rp. 2.000.001 - Rp. 2.500.000	JAWATIMUR (NON SBY)	MENENGAH BAWAH	SI	Pedagang / wiraswasta

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN B – Nilai *z-score* variabel prediktor untuk variable respon IPK

1. Nilai *z-score* variabel prediktor jenis kelamin

Tabel B. 1 Nilai *z-score* variabel jenis kelamin

Jenis Kelamin	Nilai <i>z-score</i> IPK Baik
Laki-laki	0
Perempuan	0

2. Nilai *z-score* variabel prediktor jenis SMA

Tabel B. 2 Nilai *z-score* variabel jenis SMA

Jenis SMA	Nilai <i>z-score</i> IPK Baik
SMA Negeri	0.566
SMA Swasta	0.507
MA Negeri	0.148
MA Swasta	0.154
SMK Negeri	0.678
SMK Swasta	-0.358
SMA Luar Negeri	0.625
Pondok Pesantren	-2.322

3. Nilai *z-score* variabel prediktor jalur masukTabel B. 3 Nilai *z-score* variabel jalur masuk

Jalur masuk	Nilai <i>z-score</i> IPK Baik
SNMPTN Tulis	-0.154
PMDK reguler	-1.892
PKM kemitraan	-0.154
PMDK prestasi	0.540
PKM mandiri	0.888
UM desain	1.235
Bidik Misi	-0.849
S1 Kerjasama	-0.502
PMDK Madura	0.888

4. Nilai *z-score* variabel prediktor pendapatan orang tuaTabel B. 4 Nilai *z-score* variabel pendapatan orang tua

Pendapatan Orang Tua	Nilai <i>z-score</i> IPK Baik
0-Rp 500.000	-2.096
Rp500.001-Rp1.000.000	-0.036
Rp1.000.001- Rp1.500.000	-0.330
Rp1.500.001- Rp 2.000.000	0.845
Rp 2.000.001 - Rp 2.500.000	0.257
Rp 2.500.001 - Rp 3.000.000	0.551
Rp 3.000.001 - Rp 4.000.000	-0.330
Rp 4.000.001 - Rp 5.000.000	1.140

5. Nilai *z-score* variabel prediktor pekerjaan orang tuaTabel B. 5 Nilai *z-score* variabel pekerjaan orang tua

Pekerjaan Orang Tua	Nilai <i>z-score</i> IPK Baik
Pensiunan Swasta	1.259
Pensiunan Pegawai Negeri / ABRI	-0.791
Buruh	-0.205
Petani/Nelayan	-1.963
Profesional Perorangan	-1.377
Pedagang/Wiraswasta	0.673
Pegawai Swasta bukan guru atau dosen	0.029
Guru/dosen swasta	-0.029
ABRI	0.673
Pegawai negeri bukan guru atau dosen	-0.205
Guru/dosen negeri	1.259
Lain-lain	0.673

6. Nilai *z-score* variabel prediktor asal daerahTabel B. 6 Nilai *z-score* variabel asal daerah

Asal daerah	Nilai <i>z-score</i> IPK Baik
Surabaya	1.317
Jawa Timur (Non Surabaya)	0.146
Luar Jawa Timur (Masih Jawa)	-1.024
Luar Jawa	-0.439

7. Nilai *z-score* variabel prediktor jenis kelaminTabel B. 7 Nilai *z-score* variabel IPM daerah

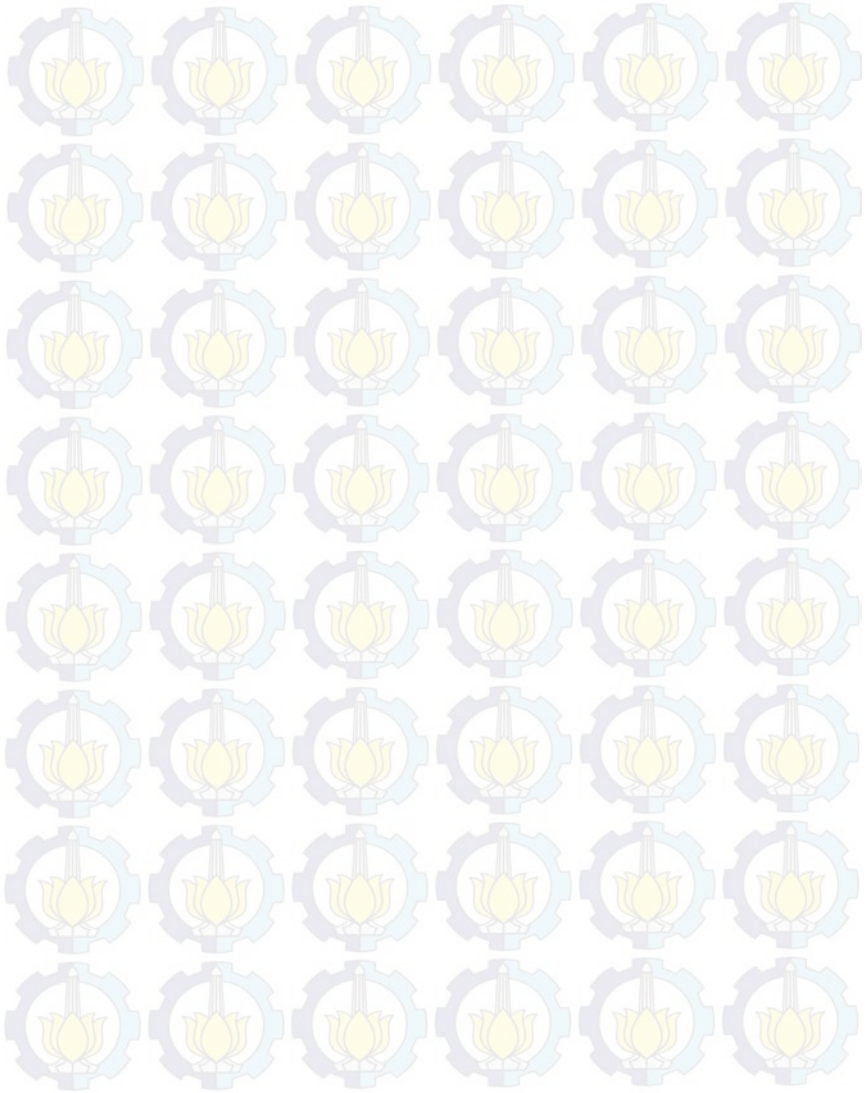
Kategori IPM	Nilai <i>z-score</i> IPK Baik
Menengah atas	-0.70711
Menengah bawah	0.707107

8. Nilai *z-score* variabel prediktor jenis kelaminTabel B. 8 Nilai *z-score* variabel jurusan

Jurusan	Nilai <i>z-score</i> IPK Baik
Fisika	-2.030
Matematika	-0.003
Biologi	-1.017

Jurusan	Nilai z-score IPK Baik
Kimia	0.080
Statistika	0.502
Teknik Mesin	-1.354
Teknik Elektro	-0.088
Teknik Kimia	1.009
Teknik Fisika	0.333
Teknik Industri	0.418
Teknik Material Metalurgi	1.600
Teknik Sipil	0.249
Teknik Lingkungan	-0.510
Arsitektur	0.333
Desain Produk	0.418
Teknik Geomatika	0.502
PWK	1.769
Teknik Perkapalan	-1.439
Teknik Kelautan	-1.523
Sistem Perkapalan	-0.594
Teknik Informatika	1.009
Sistem Informasi	0.333

Halaman ini sengaja dikosongkan



LAMPIRAN C – Hasil pengerjaan variabel respon lama studi dengan *software R*

1. Pengujian serentak semua variabel partisi data 90:10

Call:

```
vglm(formula = length ~ gender + entrymode + major + salary +  
      highschool + hometown + job + indexipm, family = cumulative  
(parallel = TRUE),  
      data = lamas)
```

Pearson residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
logit(P[Y<=1])	-1.089	-0.3459	-0.2234	-0.1405	13.440
logit(P[Y<=2])	-5.253	-0.8855	0.4065	0.7214	2.707

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept):1	-3.212e+00	8.681e-01	-3.700	0.000216	***
(Intercept):2	1.554e-01	8.663e-01	0.179	0.857679	
genderL	-9.731e-01	6.637e-02	-14.661	< 2e-16	***
entrymodeBidikMisi	5.984e-01	2.193e-01	2.729	0.006352	**
entrymodePMDKMadura	9.270e-01	5.181e-01	1.789	0.073556	.
entrymodeS1					
Kerjasama	5.870e-01	2.911e-01	2.017	0.043740	*
entrymodeUM Desain	-4.892e-01	6.847e-01	-0.714	0.474923	
entrymodePKMMandiri	-4.588e-01	9.312e-02	-4.927	8.35e-07	***
entrymodePMDK					
Prestasi	8.517e-01	4.229e-01	2.014	0.044028	*
entrymodePKM					
Kemitraan	-5.453e-01	1.157e-01	-4.715	2.42e-06	***
entrymodePMDKReg	7.990e-01	1.023e-01	7.812	5.64e-15	***
majorSistemInform	-3.969e-01	1.586e-01	-2.503	0.012306	*
majorSiskal	-5.165e-01	1.816e-01	-2.843	0.004463	**
majorKelautan	-1.640e+00	1.846e-01	-8.884	< 2e-16	***
majorPerkapalan	-2.603e+00	2.400e-01	-10.847	< 2e-16	***
majorPWK	-7.960e-01	1.979e-01	-4.022	5.77e-05	***
majorGeomatika	-1.058e+00	2.060e-01	-5.135	2.82e-07	***
majorDespro	-1.184e+00	6.742e-01	-1.757	0.078976	.
majorArsitek	-2.599e-01	1.813e-01	-1.434	0.151656	

C - 2

majorLingkungan	-3.765e-01	1.709e-01	-2.203	0.027573	*
majorSipil	-6.077e-01	1.589e-01	-3.826	0.000131	***
majorMaterial	7.100e-01	1.917e-01	3.704	0.000212	***
majorIndustri	8.567e-02	1.535e-01	0.558	0.576810	
majorTekfis	-3.594e-01	1.801e-01	-1.995	0.046031	*
majorTekkim	-1.470e-01	1.512e-01	-0.972	0.331042	
majorElektro	-1.879e-01	1.456e-01	-1.290	0.197087	
majorMesin	-1.801e+00	1.700e-01	-10.597	< 2e-16	***
majorStatistika	5.148e-01	1.753e-01	2.936	0.003325	**
majorKimia	-3.839e-01	1.922e-01	-1.997	0.045791	*
majorBiologi	-2.464e+00	2.255e-01	-10.924	< 2e-16	***
majorMatematika	-5.093e-01	1.991e-01	-2.558	0.010524	*
majorFisika	-1.018e+00	2.085e-01	-4.884	1.04e-06	***
salaryRp.4jt-Rp5jt	-2.289e-01	1.723e-01	-1.329	0.183874	
salaryRp.3jt Rp.4jt	7.836e-02	1.462e-01	0.536	0.592010	
salaryRp2.5jt-Rp3jt	1.227e-01	1.181e-01	-1.039	0.298888	
salaryRp.2-Rp2.5jt	-3.731e-02	7.429e-02	-0.502	0.615576	
salaryRp1jt-Rp1.5jt	-7.997e-02	1.047e-01	-0.764	0.445104	
salaryRp500rb-Rp1jt	4.904e-02	1.500e-01	0.327	0.743682	
salary0-Rp. 500rb	-2.347e-01	2.590e-01	-0.906	0.364907	
highschoolPONPES	-1.179e+01	4.221e+02	-0.028	0.977723	
highschoolOFFSHORE	7.084e-01	1.671e+00	0.424	0.671671	
highschoolSMKS	-5.384e-01	1.339e+00	-0.402	0.687722	
highschoolSMKN	1.601e+00	8.978e-01	1.784	0.074477	
highschoolMAN	1.645e+00	8.766e-01	1.876	0.060604	
highschoolSMAS	1.329e+00	8.460e-01	1.571	0.116182	
highschoolSMAN	1.546e+00	8.443e-01	1.831	0.067061	
hometownLUARJAWA	8.480e-02	1.430e-01	0.593	0.553081	
hometownJAWATIMUR (NON SBY)	1.030e-01	1.214e-01	0.849	0.395882	
hometownSBY	-2.499e-02	1.257e-01	-0.199	0.842409	
jobGuru/dosen negeri	-1.041e-01	1.086e-01	-0.959	0.337458	
jobLain-lain	1.419e-02	1.413e-01	0.100	0.920009	
jobPegawai negeri, bukan guru / dosen	-1.000e-01	8.323e-02	-1.202	0.229441	
jobA B R I	5.740e-02	1.945e-01	0.295	0.767937	
jobGuru / dosen swasta	-3.108e-04	2.124e-01	-0.001	0.998832	
jobPedagang	4.902e-02	9.221e-02	0.532	0.594986	

```

jobProfesional
perorangan          -1.272e-01  3.045e-01  -0.418  0.676064
jobPetani/nelayan   9.741e-03  1.651e-01  0.059  0.952944
jobBuruh            -2.164e-01  2.368e-01  -0.914  0.360687
jobPensiunan
pegawai negeri/ABRI -2.289e-01  1.607e-01  -1.424  0.154382
jobPensiunanswasta  1.906e-01  2.804e-01  0.680  0.496740
indexipmMENENGHAHAS 1.491e-01  8.618e-02  1.731  0.083530 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Number of linear predictors: 2

Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2])

Dispersion Parameter for cumulative family: 1

Residual deviance: 8272.179 on 10219 degrees of freedom

Log-likelihood: -4136.089 on 10219 degrees of freedom

Number of iterations: 12

```

2. Pengujian individu variabel signifikan partisi data 90:10

Min	1Q	Median	3Q	Max
logit(P[Y<=1])	-1.029	-0.3453	-0.2240	-0.1419 12.915
logit(P[Y<=2])	-4.818	-0.8959	0.4084	0.7179 2.473
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept):1	-1.55320	0.12502	-12.424	< 2e-16 ***
(Intercept):2	1.79854	0.12356	14.555	< 2e-16 ***
genderL	-0.97282	0.06587	-14.770	< 2e-16 ***
entrymodeBidik Misi	0.58991	0.19809	2.978	0.002902 **
entrymodePMDK Madura	0.91591	0.51511	1.778	0.075387 .
entrymodes1 Kerjasama	0.39511	0.28124	1.405	0.160053

C - 4

entrymodeUM Desain	-0.53274	0.67921	-0.784	0.432834	
entrymodePKM Mandiri	-0.47976	0.08740	-5.489	4.03e-08	***
entrymodePMDK Prestasi	0.83824	0.42059	1.993	0.046262	*
entrymodePKM Kemitraan	-0.62080	0.10110	-6.140	8.23e-10	***
entrymodePMDK Reguler	0.80391	0.09896	8.123	4.54e-16	***
majorSistem Informasi	-0.39797	0.15734	-2.529	0.011428	*
majorSiskal	-0.54572	0.17870	-3.054	0.002259	**
majorkelautan	-1.65765	0.18354	-9.032	< 2e-16	***
majorPerkapalan	-2.59197	0.23804	-10.889	< 2e-16	***
majorPWK	-0.78999	0.19685	-4.013	5.99e-05	***
majorGeomatika	-1.05733	0.20395	-5.184	2.17e-07	***
majorDespro	-1.18954	0.66898	-1.778	0.075381	.
majorArsitek	-0.28608	0.18000	-1.589	0.111982	
majorLingkungan	-0.38462	0.16987	-2.264	0.023563	*
majorSipil	-0.61503	0.15789	-3.895	9.81e-05	***
majorMaterial	0.72196	0.19100	3.780	0.000157	***
majorIndustri	0.08633	0.15256	0.566	0.571479	
majorTekfis	-0.34644	0.17860	-1.940	0.052412	.
majorTekkim	-0.13913	0.15055	-0.924	0.355400	
majorElektro	-0.18860	0.14493	-1.301	0.193148	
majorMesin	-1.78747	0.16913	-10.568	< 2e-16	***
majorStatistika	0.51106	0.17436	2.931	0.003378	**
majorKimia	-0.36903	0.19067	-1.935	0.052942	.
majorBiologi	-2.46840	0.22337	-11.051	< 2e-16	***
majorMatematika	-0.51078	0.19635	-2.601	0.009284	**
majorFisika	-1.00719	0.20597	-4.890	1.01e-06	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Number of linear predictors: 2					
Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2])					
Dispersion Parameter for cumulative family: 1					
Residual deviance: 8302.783 on 10248 degrees of freedom					
Log-likelihood: -4151.391 on 10248 degrees of freedom					

3. Pengujian serentak semua variabel partisi data 80:20

Call:

```
vglm(formula = length ~ gender + entrymode + major + salary +  
      highschool + hometown + job + indexipm,  
      family = cumulative(parallel = TRUE),  
      data = lms8)
```

Pearson residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
logit(P[Y<=1])	-1.105	-0.3488	-0.2269	-0.1428	13.883
logit(P[Y<=2])	-4.487	-0.8800	0.4119	0.7183	2.721

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept):1	-3.67738	0.97330	-3.778	0.000158	***
(Intercept):2	-0.31839	0.97134	-0.328	0.743075	
genderL	-0.96623	0.06963	-13.877	< 2e-16	***
entrymodeBidik Misi	0.62026	0.22661	2.737	0.006197	**
entrymodePMDK Madura	0.69411	0.55578	1.249	0.211702	
entrymodes1 kerjasama	0.60050	0.29800	2.015	0.043890	*
entrymodeUM Desain	-0.19181	0.74674	-0.257	0.797279	
entrymodePKM Mandiri	-0.43432	0.09791	-4.436	9.17e-06	***
entrymodePMDK Prestasi	0.62532	0.43591	1.435	0.151420	
entrymodePKM Kemitraan	-0.53931	0.12075	-4.466	7.95e-06	***
entrymodePMDK Reguler	0.83098	0.10777	7.711	1.25e-14	***
majorSistem Informasi	-0.42335	0.16694	-2.536	0.011212	*
majorSiskal	-0.55314	0.19076	-2.900	0.003735	**
majorKelautan	-1.73686	0.19484	-8.914	< 2e-16	***
majorPerkapalan	-2.68767	0.25327	-10.612	< 2e-16	***
majorPWK	-0.83700	0.20704	-4.043	5.29e-05	***
majorGeomatika	-1.01308	0.21591	-4.692	2.70e-06	***
majorDespro	-1.40984	0.73678	-1.914	0.055683	.
majorArsitek	-0.32699	0.19013	-1.720	0.085463	.
majorLingkungan	-0.42576	0.17909	-2.377	0.017439	*
majorSipil	-0.63315	0.16711	-3.789	0.000151	***
majorMaterial	0.65902	0.20073	3.283	0.001027	**
majorIndustri	0.06793	0.16220	0.419	0.675357	
majorTekfis	-0.39581	0.18957	-2.088	0.036801	*

majorTekkim	-0.16499	0.15932	-1.036	0.300396	
majorElektro	-0.20034	0.15405	-1.300	0.193438	
majorMesin	-1.83007	0.17976	-10.181	< 2e-16	***
majorStatistika	0.43113	0.18585	2.320	0.020354	*
majorKimia	-0.35175	0.20290	-1.734	0.082985	.
majorBiologi	-2.49309	0.23862	-10.448	< 2e-16	***
majorMatematika	-0.52556	0.21024	-2.500	0.012425	*
majorFisika	-1.06055	0.22137	-4.791	1.66e-06	***
salaryRp4jt-Rp5jt	-0.23809	0.17964	-1.325	0.185046	
salaryRp3jt-Rp4jt	0.07674	0.15360	0.500	0.617354	
salaryRp2.5jt-Rp3jt	-0.16235	0.12482	-1.301	0.193387	
salaryRp2jt-Rp2.5jt	-0.01652	0.07826	-0.211	0.832778	
salaryRp1jt-Rp1.5jt	-0.08985	0.10990	-0.818	0.413605	
salaryRp500rb-Rp1jt	0.05333	0.15657	0.341	0.733395	
salary0-Rp500rb	-0.23627	0.27026	-0.874	0.381990	
highschoolPONPES	-11.24619	422.13181	-0.027	0.978746	
highschoolSMALN	1.16277	1.72212	0.675	0.499550	
highschoolSMKS	0.36718	1.42355	0.258	0.796461	
highschoolSMKN	2.33653	1.00196	2.332	0.019703	*
highschoolMAN	2.10039	0.98132	2.140	0.032325	*
highschoolSMAS	1.87967	0.94984	1.979	0.047823	*
highschoolSMAN	2.08507	0.94768	2.200	0.027794	*
hometownLUARJAWA	0.13837	0.14980	0.924	0.355658	
hometownJAWATIMUR (NON SBY)	0.08060	0.12732	0.633	0.526705	
hometownSBY	-0.02813	0.13189	-0.213	0.831120	
jobGuru/dosennegeri	-0.16837	0.11496	-1.465	0.143006	
jobLain-lain	0.01235	0.14779	0.084	0.933423	
jobPegawai negeri, bukan guru / dosen	-0.08477	0.08797	-0.964	0.335250	
jobA B R I	0.15849	0.21078	0.752	0.452107	
jobGuru/dosenswasta	0.04052	0.22498	0.180	0.857080	
jobPedagang / wiraswasta	0.07858	0.09735	0.807	0.419569	
jobProfesional perorangan	-0.08062	0.32160	-0.251	0.802050	
jobPetani/nelayan	0.03360	0.17336	0.194	0.846303	
jobBuruh	-0.19952	0.24827	-0.804	0.421590	
jobPensiunan pegawai negeri/ABRI	-0.21660	0.16855	-1.285	0.198775	

```

jobPensiunan swasta    0.26876    0.29296    0.917 0.358932
indexipmMENENGAHATAS  0.10175    0.09081    1.121 0.262479
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Number of linear predictors: 2

Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2])

Dispersion Parameter for cumulative family: 1

Residual deviance: 7494.491 on 9233 degrees of freedom

Log-likelihood: -3747.245 on 9233 degrees of freedom

Number of iterations: 12

```

4. Pengujian individu variabel signifikan partisi data 80:20

```

Call:
vglm(formula = length ~ gender + entrymode + major, family =
cumulative(parallel = TRUE),
      data = lms8)

Pearson residuals:
      Min       1Q   Median       3Q      Max
logit(P[Y<=1]) -1.040 -0.3468 -0.2286 -0.1441 13.122
logit(P[Y<=2]) -4.195 -0.8978  0.4339  0.7167  2.525

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept):1   -1.51787    0.13161  -11.533 < 2e-16 ***
(Intercept):2    1.82381    0.13045   13.981 < 2e-16 ***
genderL          -0.96413    0.06903  -13.968 < 2e-16 ***
entrymodeBidik Misi  0.61209    0.20470   2.990 0.002788 **
entrymodePMDK Madura  0.67960    0.55280   1.229 0.218935
entrymodeSl Kerjasama 0.42815    0.28929   1.480 0.138875
entrymodeUM Desain -0.18366    0.74192  -0.248 0.804482

```

entrymodePKM Mandiri	-0.44574	0.09188	-4.851	1.23e-06	***
entrymodePMDK Prestasi	0.63533	0.43239	1.469	0.141737	
entrymodePKM Kemitraan	-0.59102	0.10545	-5.605	2.09e-08	***
entrymodePMDK Reguler	0.83923	0.10412	8.060	7.62e-16	***
majorSistem Informasi	-0.43384	0.16558	-2.620	0.008791	**
majorSiskal	-0.56289	0.18775	-2.998	0.002717	**
majorKelautan	-1.76034	0.19353	-9.096	< 2e-16	***
majorPerkapalan	-2.66786	0.25072	-10.641	< 2e-16	***
majorPWK	-0.82106	0.20568	-3.992	6.55e-05	***
majorGeomatika	-1.00713	0.21380	-4.711	2.47e-06	***
majorDespro	-1.46737	0.73210	-2.004	0.045036	*
majorArsitek	-0.35395	0.18857	-1.877	0.060520	.
majorLingkungan	-0.43666	0.17789	-2.455	0.014102	*
majorSipil	-0.63777	0.16596	-3.843	0.000122	***
majorMaterial	0.67210	0.19996	3.361	0.000776	***
majorIndustri	0.05818	0.16113	0.361	0.718027	
majorTekfis	-0.38860	0.18792	-2.068	0.038647	*
majorTekkim	-0.16126	0.15850	-1.017	0.308975	
majorElektro	-0.20468	0.15320	-1.336	0.181545	
majorMesin	-1.81191	0.17865	-10.142	< 2e-16	***
majorStatistika	0.41213	0.18449	2.234	0.025493	*
majorKimia	-0.34366	0.20102	-1.710	0.087344	.
majorBiologi	-2.50057	0.23616	-10.588	< 2e-16	***
majorMatematika	-0.53822	0.20696	-2.601	0.009307	**
majorFisika	-1.05502	0.21846	-4.829	1.37e-06	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Number of linear predictors: 2					
Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2])					
Dispersion Parameter for cumulative family: 1					
Residual deviance: 7525.971 on 9262 degrees of freedom					
Log-likelihood: -3762.985 on 9262 degrees of freedom					
Number of iterations: 5					

5. Pengujian serentak semua variabel partisi data 70:30

```
Call:
vglm(formula = length ~ gender + entrymode + major + salary +
      highschool + hometown + job + indexipm,
      family = cumulative(parallel = TRUE),
      data = lmtempuh77)
```

Pearson residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
logit(P[Y<=1])	-1.161	-0.347	-0.2229	-0.1412	14.039
logit(P[Y<=2])	-4.401	-0.855	0.4014	0.7244	2.962

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept):1	-3.68052	0.98139	-3.750	0.000177	***
(Intercept):2	-0.31153	0.97906	-0.318	0.750342	
genderL	-1.00499	0.07574	-13.269	< 2e-16	***
entrymodeBidik Misi	0.73520	0.24485	3.003	0.002676	**
entrymodePMDK Madura	0.80689	0.62299	1.295	0.195257	
entrymodeSl Kerjasama	0.48604	0.33072	1.470	0.141654	
entrymodeUM Desain	0.35131	0.86087	0.408	0.683207	
entrymodePKM Mandiri	-0.38102	0.10633	-3.583	0.000339	***
entrymodePMDK Prestasi	0.55739	0.47022	1.185	0.235870	
entrymodePKMKemitraan	-0.55637	0.13296	-4.185	2.86e-05	***
entrymodePMDK Reguler	0.84984	0.11693	7.268	3.65e-13	***
majorSistem Informasi	-0.39640	0.18058	-2.195	0.028153	*
majorSiskal	-0.47695	0.20860	-2.287	0.022225	*
majorKelautan	-1.71411	0.21191	-8.089	6.02e-16	***
majorPerkapalan	-2.57864	0.27172	-9.490	< 2e-16	***
majorPWK	-0.77592	0.22592	-3.434	0.000594	***
majorGeomatika	-0.96959	0.23471	-4.131	3.61e-05	***
majorDespro	-1.86792	0.85091	-2.195	0.028149	*
majorArsitek	-0.26139	0.20712	-1.262	0.206948	
majorLingkungan	-0.36254	0.19569	-1.853	0.063940	
majorSipil	-0.62849	0.18093	-3.474	0.000514	***
majorMaterial	0.87115	0.21801	3.996	6.45e-05	***
majorIndustri	0.17603	0.17443	1.009	0.312889	
majorTekfis	-0.40475	0.20541	-1.970	0.048791	*
majorTekkim	-0.15546	0.17137	-0.907	0.364313	

majorElektro	-0.08239	0.16569	-0.497	0.619023	
majorMesin	-1.79258	0.19219	-9.327	< 2e-16	***
majorStatistika	0.52775	0.19903	2.652	0.008012	**
majorKimia	-0.30240	0.22045	-1.372	0.170149	
majorBiologi	-2.39744	0.25563	-9.379	< 2e-16	***
majorMatematika	-0.38355	0.23417	-1.638	0.101430	
majorFisika	-1.07460	0.23695	-4.535	5.76e-06	***
salaryRp4jt-Rp5jt	-0.29793	0.19330	-1.541	0.123235	
salaryRp3jt-Rp4jt	0.02403	0.16662	0.144	0.885329	
salaryRp2.5jt-Rp3jt	-0.24638	0.13743	-1.793	0.073007	.
salaryRp2jt-Rp2.5jt	-0.02415	0.08504	-0.284	0.776384	
salaryRp1jt-Rp1.5jt	-0.11031	0.11902	-0.927	0.354004	
salaryRp500rb-Rp1jt	0.06652	0.16793	0.396	0.692000	
salary0-500rb	-0.36795	0.28861	-1.275	0.202345	
highschoolPONPES	-11.38768	421.57101	-0.027	0.978450	
highschoolSMALN	1.14738	1.73091	0.663	0.507409	
highschoolSMKS	0.34726	1.42629	0.243	0.807641	
highschoolSMKN	2.51377	1.01415	2.479	0.013186	*
highschoolMAN	1.86953	0.99107	1.886	0.059245	.
highschoolSMAS	1.88564	0.95370	1.977	0.048020	*
highschoolSMAN	2.06724	0.95122	2.173	0.029761	*
hometownLUARJAWA	0.08858	0.16334	0.542	0.587585	
hometownJAWATIMUR (NON SBY)	0.03571	0.13874	0.257	0.796891	
hometownSBY	-0.06769	0.14363	-0.471	0.637451	
jobGuru/ dosennegeri	-0.14124	0.12383	-1.141	0.254017	
jobLain-lain	0.06061	0.15958	0.380	0.704098	
jobPegawai negeri, bukan guru / dosen	-0.03539	0.09550	-0.371	0.710990	
jobA B R I	0.17710	0.22866	0.775	0.438619	
jobGuru/dosenswasta	0.12467	0.24368	0.512	0.608902	
jobPedagang / wiraswasta	0.10578	0.10580	1.000	0.317397	
jobProfesional perorangan	-0.12994	0.34766	-0.374	0.708582	
jobPetani/nelayan	0.09275	0.18956	0.489	0.624614	
jobBuruh	-0.22511	0.26621	-0.846	0.397770	
jobPensiunan pegawai negeri / ABRI	-0.12605	0.18616	-0.677	0.498349	

```

jobPensiunan swasta 0.33338 0.30234 1.103 0.270173
indexipmMENENGAH ATAS 0.09013 0.09876 0.913 0.361464
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Number of linear predictors: 2
Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2])
Dispersion Parameter for cumulative family: 1
Residual deviance: 6358.274 on 7849 degrees of freedom
Log-likelihood: -3179.137 on 7849 degrees of freedom
Number of iterations: 12

```

6. Pengujian individu variabel signifikan partisi data 70:30

```

Call:
vglm(formula = length ~ gender + entrymode + major,
      family = cumulative(parallel = TRUE),
      data = lmtempuh77)

Pearson residuals:
             Min           1Q       Median           3Q          Max
logit(P[Y<=1]) -1.142 -0.3525 -0.2267 -0.1438 12.830
logit(P[Y<=2]) -4.319 -0.8726  0.4127  0.7342  2.481

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept):1   -1.55827   0.14164 -11.001 < 2e-16 ***
(Intercept):2    1.77446   0.13990 12.684 < 2e-16 ***
genderL          -0.99060   0.07475 -13.253 < 2e-16 ***
entrymodeBidik Misi  0.66476   0.21946  3.029 0.002453 **
entrymodePMDK Madura 0.83038   0.61936  1.341 0.180016
entrymodeSl Kerjasama 0.30941   0.32083  0.964 0.334836
entrymodeUM Desain  0.30659   0.85464  0.359 0.719788
entrymodePKM Mandiri -0.40759   0.09954 -4.095 4.22e-05 ***

```

entrymodePMDK Prestasi	0.57976	0.46456	1.248	0.212041	
entrymodePKM Kemitraan	-0.64197	0.11556	-5.555	2.77e-08	***
entrymodePMDK Reguler	0.87025	0.11197	7.772	7.72e-15	***
majorSistem Informasi	-0.40557	0.17889	-2.267	0.023385	*
majorSiskal	-0.50454	0.20486	-2.463	0.013784	*
majorKelautan	-1.74143	0.21016	-8.286	< 2e-16	***
majorPerkapalan	-2.55595	0.26878	-9.509	< 2e-16	***
majorPWK	-0.75129	0.22401	-3.354	0.000797	***
majorGeomatika	-0.97071	0.23224	-4.180	2.92e-05	***
majorDespro	-1.88284	0.84451	-2.230	0.025780	*
majorArsitek	-0.28355	0.20517	-1.382	0.166971	
majorLingkungan	-0.38709	0.19416	-1.994	0.046189	*
majorSipil	-0.62825	0.17933	-3.503	0.000460	***
majorMaterial	0.87619	0.21670	4.043	5.27e-05	***
majorIndustri	0.16119	0.17303	0.932	0.351578	
majorTekfis	-0.41775	0.20318	-2.056	0.039778	*
majorTekkim	-0.15457	0.17025	-0.908	0.363938	
majorElektro	-0.09745	0.16448	-0.592	0.553548	
majorMesin	-1.76713	0.19088	-9.258	< 2e-16	***
majorStatistika	0.49022	0.19694	2.489	0.012803	*
majorKimia	-0.30254	0.21760	-1.390	0.164429	
majorBiologi	-2.40818	0.25268	-9.530	< 2e-16	***
majorMatematika	-0.47340	0.22105	-2.142	0.032229	*
majorFisika	-1.07864	0.23363	-4.617	3.90e-06	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Number of linear predictors: 2					
Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2])					
Dispersion Parameter for cumulative family: 1					
Residual deviance: 6430.293 on 7908 degrees of freedom					
Log-likelihood: -3215.146 on 7908 degrees of freedom					
Number of iterations: 5					

7. Pengujian serentak semua variabel partisi data 60:40

```

Call:
vglm(formula = length ~ gender + entrymode + major + salary +
      highschool + hometown + job + index,
      family = cumulative(parallel = TRUE),
      data = lama6)

Pearson residuals:
              Min          1Q  Median          3Q          Max
logit(P[Y<=1]) -1.035 -0.3448 -0.223 -0.1417 13.400
logit(P[Y<=2]) -3.869 -0.8461  0.421  0.7123  2.494

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept):1    -3.157123   0.900016  -3.508 0.000452 ***
(Intercept):2     0.225779   0.897663   0.252 0.801413
genderL          -0.890598   0.080896 -11.009 < 2e-16 ***
entrymodeBidik Misi  0.782537   0.266951   2.931 0.003374 **
entrymodePMDK Madura 0.519454   0.749016   0.694 0.487986
entrymodeSl Kerjasama 0.430645   0.354526   1.215 0.224479
entrymodeUM Desain -0.198681   0.777883  -0.255 0.798404
entrymodePKM Mandiri -0.461422   0.112626  -4.097 4.19e-05 ***
entrymodePMDK Prestasi 0.110059   0.473419   0.232 0.816168
entrymodePKM Kemitraan -0.617036   0.142059  -4.344 1.40e-05 ***
entrymodePMDK Reguler 0.660830   0.121342   5.446 5.15e-08 ***
majorSistem Informasi -0.176861   0.199692  -0.886 0.375796
majorSiskal      -0.446895   0.226921  -1.969 0.048909 *
majorKelautan    -1.610372   0.225975  -7.126 1.03e-12 ***
majorPerkapalan  -2.647843   0.291441  -9.085 < 2e-16 ***
majorPWK         -0.753784   0.236902  -3.182 0.001463 **
majorGeomatika    -1.054972   0.247113  -4.269 1.96e-05 ***
majorDespro       -1.335738   0.765125  -1.746 0.080850 .
majorArsitek      -0.273219   0.222960  -1.225 0.220418
majorLingkungan   -0.389315   0.212869  -1.829 0.067415 .
majorSipil        -0.517169   0.198446  -2.606 0.009158 **
majorMaterial     0.793148   0.234605   3.381 0.000723 ***
majorIndustri     0.133001   0.191335   0.695 0.486980
majorTekfis       -0.224557   0.223802  -1.003 0.315682
majorTekkim       -0.150089   0.189271  -0.793 0.427789

```


majorElektro	-0.050517	0.182244	-0.277	0.781632	
majorMesin	-1.733728	0.191268	-9.064	< 2e-16	***
majorStatistika	0.528314	0.216461	2.441	0.014659	*
majorKimia	-0.334010	0.238319	-1.402	0.161057	
majorBiologi	-2.310331	0.270887	-8.529	< 2e-16	***
majorMatematika	-0.471288	0.243197	-1.938	0.052637	.
majorFisika	-1.030112	0.255551	-4.031	5.56e-05	***
salaryRp4jt-Rp5jt	-0.105076	0.220156	-0.477	0.633162	
salaryRp3jt- Rp4jt	-0.197115	0.175642	-1.122	0.261754	
salaryRp2.5jt-Rp3jt	-0.148158	0.140345	-1.056	0.291120	
salaryRp2jt-Rp2.5jt	-0.110855	0.090721	-1.222	0.221731	
salaryRp1jt-Rp1.5jt	-0.148251	0.126873	-1.169	0.242605	
salaryRp500rb-Rp1jt	0.075653	0.186793	0.405	0.685470	
salary0-Rp.500.000	-0.206727	0.303671	-0.681	0.496025	
highschoolSMA					
LUAR NEGERI	0.707746	1.667298	0.424	0.671211	
highschoolSMKSWASTA	-13.518655	401.977374	-0.034	0.973172	
highschoolSMKNEGERI	1.463041	0.952895	1.535	0.124695	
highschoolMA NEGERI	1.624749	0.917434	1.771	0.076566	.
highschoolSMA SWASTA	1.165561	0.868481	1.342	0.179574	
highschoolSMANEGERI	1.466096	0.868262	1.689	0.091307	.
hometownJAWATIMUR					
(NON SBY)	0.123174	0.146779	0.839	0.401371	
hometownLUAR JAWA	0.180849	0.172991	1.045	0.295828	
hometownSURABAYA	0.020587	0.153031	0.135	0.892984	
jobGuru/dosennegeri	-0.154667	0.132220	-1.170	0.242091	
jobLain - lain	0.010454	0.166106	0.063	0.949818	
jobPegawai negeri,					
bukan guru / dosen	-0.087105	0.101228	-0.860	0.389523	
jobA B R I	-0.008381	0.237446	-0.035	0.971845	
jobGuru/dosenswasta	-0.229491	0.274526	-0.836	0.403182	
jobPedagang					
/ wiraswasta	0.023078	0.113690	0.203	0.839142	
jobProfesional					
perorangan	0.079946	0.396608	0.202	0.840249	
jobPetani/nelayan	-0.323596	0.205768	-1.573	0.115806	
jobBuruh	-0.433430	0.286112	-1.515	0.129799	
jobPensiunan					
pegawai negeri / ABRI	-0.249599	0.192390	-1.297	0.194508	
jobPensiunan swasta	0.200485	0.326667	0.614	0.539394	

```

indexMENENGAH ATAS      0.165522   0.105267   1.572 0.115859
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
Number of linear predictors: 2
Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2])
Dispersion Parameter for cumulative family: 1
Residual deviance: 5608.685 on 6924 degrees of freedom
Log-likelihood: -2804.343 on 6924 degrees of freedom
Number of iterations: 13

```

8. Pengujian individu variabel signifikan partisi data 60:40

```

Call:
vglm(formula = length ~ gender + major + entrymode,
      family = cumulative(parallel = TRUE),
      data = lama6)

Pearson residuals:
             Min       1Q   Median       3Q      Max
logit(P[Y<=1]) -0.9833 -0.3473 -0.2256 -0.1446 12.986
logit(P[Y<=2]) -4.4379 -0.8952  0.4372  0.7101  3.128

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept):1  -1.59777    0.15537 -10.283  < 2e-16 ***
(Intercept):2   1.76163    0.15316  11.502  < 2e-16 ***
genderL         -0.89453    0.08000 -11.181  < 2e-16 ***
majorsistem Informasi -0.18034    0.19775  -0.912 0.361785
majorsiskal     -0.50798    0.22281  -2.280 0.022616 *
majorkelautan   -1.61325    0.22435  -7.191 6.44e-13 ***
majorPerkapalan -2.63678    0.28910  -9.121  < 2e-16 ***
majorPWK        -0.74966    0.23560  -3.182 0.001463 **

```

majorGeomatika	-1.06860	0.24361	-4.387	1.15e-05	***
majorDespro	-1.38898	0.75732	-1.834	0.066644	.
majorArsitek	-0.30113	0.22069	-1.364	0.172415	
majorLingkungan	-0.40922	0.21122	-1.937	0.052694	.
majorSipil	-0.53051	0.19677	-2.696	0.007016	**
majorMaterial	0.79787	0.23291	3.426	0.000614	***
majorIndustri	0.12231	0.18975	0.645	0.519186	
majorTekfis	-0.21808	0.22090	-0.987	0.323527	
majorTekkim	-0.13792	0.18791	-0.734	0.462986	
majorElektro	-0.05291	0.18067	-0.293	0.769643	
majorMesin	-1.73292	0.18966	-9.137	< 2e-16	***
majorStatistika	0.52738	0.21465	2.457	0.014013	*
majorKimia	-0.32762	0.23630	-1.386	0.165610	
majorBiologi	-2.31582	0.26771	-8.651	< 2e-16	***
majorMatematika	-0.47878	0.24002	-1.995	0.046074	*
majorFisika	-1.04199	0.25287	-4.121	3.78e-05	***
entrymodeBidik Misi	0.69457	0.23536	2.951	0.003166	**
entrymodePMDK Madura	0.48877	0.74241	0.658	0.510311	
entrymodeS1 Kerjasama	0.07736	0.33319	0.232	0.816401	
entrymodeUM Desain	-0.21062	0.77006	-0.274	0.784461	
entrymodePKM Mandiri	-0.47094	0.10535	-4.470	7.81e-06	***
entrymodePMDK Prestasi	0.07433	0.46831	0.159	0.873889	
entrymodePKM Kemitraan	-0.67891	0.12284	-5.527	3.26e-08	***
entrymodePMDK Reguler	0.67718	0.11665	5.805	6.42e-09	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Number of linear predictors: 2					
Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2])					
Dispersion Parameter for cumulative family: 1					
Residual deviance: 5642.075 on 6952 degrees of freedom					
Log-likelihood: -2821.038 on 6952 degrees of freedom					
Number of iterations: 5					

LAMPIRAN D – Hasil pengerjaan variabel respon IPK dengan software R

1. Pengujian individu semua variabel partisi data 90:10

Call:

```
vglm(formula = gpa ~ gender + entrymode + major + salary +
highschool +
      hometown + job + indexipm, family =
cumulative(parallel = TRUE),
      data = ipk9)
```

Pearson residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
logit(P[Y<=1])	-1.727	-0.3481	-0.2104	-0.1245	12.6024
logit(P[Y<=2])	-8.245	-0.8262	0.2832	0.7462	3.5485
logit(P[Y<=3])	-14.236	0.0793	0.1286	0.1901	0.7589

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept):1	-2.86769	0.32324	-8.872	< 2e-16 ***
(Intercept):2	0.30259	0.31913	0.948	0.343049
(Intercept):3	3.91511	0.33030	11.853	< 2e-16 ***
genderL	-0.69391	0.06396	-10.848	< 2e-16 ***
entrymodeBidik Misi	0.90086	0.21345	4.221	2.44e-05 ***
entrymodePMDK Madura	1.39312	0.51299	2.716	0.006614 **
entrymodeS1 kerjasama	0.50394	0.28347	1.778	0.075440 .
entrymodeUM Desain	-0.93713	0.64351	-1.456	0.145316
entrymodePKM Mandiri	-1.08235	0.09216	-11.744	< 2e-16 ***
entrymodePMDK Prestasi	0.93391	0.41312	2.261	0.023781 *
entrymodePKMKemitraan	-1.16104	0.11402	-10.183	< 2e-16 ***
entrymodePMDK Reguler	0.83312	0.09904	8.412	< 2e-16 ***
majorSistem Informasi	1.56651	0.20131	7.781	7.17e-15 ***
majorInformatika	2.63579	0.19719	13.367	< 2e-16 ***
majorSiskal	0.15225	0.20801	0.732	0.464202
majorkelautan	-0.58311	0.21023	-2.774	0.005543 **
majorPerkapalan	-0.43981	0.22770	-1.931	0.053422 .
majorPWK	1.46480	0.23062	6.351	2.13e-10 ***
majorGeomatika	0.37103	0.23160	1.602	0.109142

D- 2

majorDespro	1.79579	0.64767	2.773	0.005559	**
majorArsitek	0.81099	0.21562	3.761	0.000169	***
majorLingkungan	0.19490	0.20615	0.945	0.344431	
majorSipil	1.29314	0.19990	6.469	9.87e-11	***
majorMaterial	1.41174	0.21996	6.418	1.38e-10	***
majorIndustri	0.95227	0.19320	4.929	8.26e-07	***
majorTekfis	1.18619	0.20997	5.649	1.61e-08	***
majorTekkim	1.82677	0.19391	9.421	< 2e-16	***
majorElektro	1.24311	0.19170	6.485	8.89e-11	***
majorMesin	-0.40248	0.19738	-2.039	0.041439	*
majorStatistika	0.44277	0.20030	2.211	0.027066	*
majorKimia	0.19605	0.21301	0.920	0.357375	
majorBiologi	-0.64964	0.23383	-2.778	0.005464	**
majorFisika	-1.01108	0.23295	-4.340	1.42e-05	***
salaryRp4jt-Rp5jt	-0.24437	0.21307	-1.147	0.251438	
salaryRp3jt-Rp.4jt	-0.17829	0.19403	-0.919	0.358177	
salaryRp2.5jt-Rp3jt-0.15442		0.17481	-0.883	0.377046	
salaryRp2jt-Rp2.5jt-0.02749		0.14996	-0.183	0.854535	
salaryRp1.5jt-Rp2jt-0.02721		0.14518	-0.187	0.851348	
salaryRp1jt-Rp.1.5	0.05739	0.15331	0.374	0.708151	
salary0-Rp.500rb	-0.34884	0.26908	-1.296	0.194836	
highschoolPONPES	-1.32722	2.21501	-0.599	0.549042	
highschoolOFFSHORE	-2.68210	1.57882	-1.699	0.089356	.
highschoolSMKS	-0.37285	0.85422	-0.436	0.662483	
highschoolSMKN	-0.36553	0.38615	-0.947	0.343836	
highschoolMAS	-1.81051	0.88986	-2.035	0.041891	*
highschoolSMAS	-0.42600	0.25514	-1.670	0.094981	.
highschoolSMAN	-0.07480	0.24169	-0.309	0.756962	
hometownLUARJAWA	0.12214	0.10194	1.198	0.230836	
hometownLUAR					
JAWA TIMUR(JAWA)	0.07853	0.11747	0.669	0.503801	
hometownSBY	-0.25389	0.07290	-3.483	0.000497	***
jobPegawai negeri,					
bukan guru / dosen	-0.20890	0.08116	-2.574	0.010056	*
jobGuru /					
dosen negeri	-0.23637	0.10563	-2.238	0.025244	*
jobLain-lain	0.12723	0.13740	0.926	0.354478	
jobA B R I	-0.17036	0.18977	-0.898	0.369331	
jobGuru					
/ dosen swasta	-0.21398	0.20697	-1.034	0.301183	

```

jobPedagang
/ wiraswasta      0.08043    0.08970    0.897 0.369873
jobProfesional
perorangan      -0.12454    0.29278   -0.425 0.670571
jobPetani /
nelayan         0.33570    0.16003    2.098 0.035930 *
jobBuruh         0.09110    0.22816    0.399 0.689674
jobPensiunan
pegawainegeri
/ABRI          -0.15421    0.15614   -0.988 0.323323
jobPensiunan
swasta          0.11655    0.27354    0.426 0.670043
indexipmMENENGAH
ATAS            0.09367    0.08370    1.119 0.263106
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Number of linear predictors: 3

Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]),
logit(P[Y<=2]), logit(P[Y<=3])

Dispersion Parameter for cumulative family: 1

Residual deviance: 9354.393 on 15358 degrees of freedom

Log-likelihood: -4677.197 on 15358 degrees of freedom

Number of iterations: 5

```

2. Pengujian individu variabel signifikan partisi data 90:10

```

Call:
vglm(formula = gpa ~ gender + entrymode + major + hometown+
      job, family = cumulative(parallel = TRUE), data = ipk9)

Pearson residuals:
      Min       1Q   Median       3Q      Max

```

logit(P[Y<=1])	-1.644	-0.34756	-0.2120	-0.1256	12.038
logit(P[Y<=2])	-7.824	-0.82948	0.2855	0.7477	3.200
logit(P[Y<=3])	-13.876	0.08014	0.1293	0.1911	0.648
Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept):1	-1.38643	0.14580	-9.509	< 2e-16	***
(Intercept):2	1.77048	0.14424	12.274	< 2e-16	***
(Intercept):3	5.36869	0.17251	31.121	< 2e-16	***
genderL	-0.69143	0.06369	-10.856	< 2e-16	***
entrymodeBidik Misi	0.84942	0.20276	4.189	2.80e-05	***
entrymodePMDK Madura	1.39406	0.51258	2.720	0.006534	**
entrymodeSl Kerjasama	0.25301	0.27477	0.921	0.357155	
entrymodeUM Desain	-1.00358	0.64122	-1.565	0.117554	
entrymodePKM Mandiri	-1.13495	0.08839	-12.841	< 2e-16	***
entrymodePMDK Prestasi	0.94151	0.41204	2.285	0.022313	*
entrymodePKM Kemitraan	-1.28921	0.10755	-11.987	< 2e-16	***
entrymodePMDK Reguler	0.84157	0.09773	8.611	< 2e-16	***
majorInformatika	1.09128	0.15777	6.917	4.62e-12	***
majorSiskal	-1.41378	0.18760	-7.536	4.83e-14	***
majorKelautan	-2.11791	0.19104	-11.086	< 2e-16	***
majorPerkapalan	-1.97718	0.20937	-9.444	< 2e-16	***
majorPWK	-0.06896	0.20279	-0.340	0.733823	
majorGeomatika	-1.18564	0.20953	-5.659	1.53e-08	***
majorDespro	0.23839	0.63385	0.376	0.706848	
majorArsitek	-0.76373	0.18561	-4.115	3.88e-05	***
majorLingkungan	-1.35441	0.17717	-7.645	2.10e-14	***
majorSipil	-0.25817	0.16684	-1.547	0.121765	
majorMaterial	-0.13172	0.19479	-0.676	0.498905	
majorIndustri	-0.57981	0.15903	-3.646	0.000266	***
majorTekfis	-0.35972	0.18671	-1.927	0.054023	.
majorTekkim	0.27257	0.15909	1.713	0.086647	.
majorElektro	-0.30412	0.15498	-1.962	0.049720	*
majorMesin	-1.94370	0.17283	-11.246	< 2e-16	***
majorStatistika	-1.10723	0.17986	-6.156	7.46e-10	***
majorKimia	-1.33561	0.19401	-6.884	5.80e-12	***
majorBiologi	-2.20530	0.21764	-10.133	< 2e-16	***
majorMatematika	-1.54490	0.19996	-7.726	1.11e-14	***
majorFisika	-2.58401	0.21828	-11.838	< 2e-16	***
hometownLUARJAWA	0.07684	0.09815	0.783	0.433689	

hometownLUAR					
JAWA TIMUR(JAWA)	0.04977	0.11384	0.437	0.661957	
hometownSBY	-0.25446	0.06900	-3.688	0.000226	***
jobPegawai negeri, bukan guru / dosen	-0.17168	0.08003	-2.145	0.031937	*
jobGuru/dosennegeri	-0.20785	0.10398	-1.999	0.045613	*
jobLain-lain	0.15014	0.13409	1.120	0.262864	
jobA B R I	-0.15139	0.18856	-0.803	0.422043	
jobGuru /dosenswasta	-0.18791	0.20631	-0.911	0.362392	
jobPedagang / wiraswasta	0.10198	0.08901	1.146	0.251885	
jobProfesional perorangan	-0.09384	0.29136	-0.322	0.747395	
jobPetani /nelayan	0.37728	0.15450	2.442	0.014608	*
jobBuruh	0.15928	0.22229	0.717	0.473642	
jobPensiunan pegawai negeri / ABRI	-0.10260	0.15464	-0.663	0.507013	
jobPensiunan swasta	0.17099	0.27191	0.629	0.529446	

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Number of linear predictors: 3					
Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2]), logit(P[Y<=3])					
Dispersion Parameter for cumulative family: 1					
Residual deviance: 9385.926 on 15373 degrees of freedom					
Log-likelihood: -4692.963 on 15373 degrees of freedom					
Number of iterations: 5					

3. Pengujian individu semua variabel partisi data 80:20

```
Call:
vglm(formula = gpa ~ gender + entrymode + major + salary
+ highschool +
      hometown + job + indexipm, family = cumulative(parallel
= TRUE),
      data = ip8)

Pearson residuals:
      Min      1Q  Median      3Q     Max
logit(P[Y<=1]) -1.337 -0.34957 -0.2121 -0.1251 11.963
logit(P[Y<=2]) -7.954 -0.82910  0.2871  0.7458  3.651
logit(P[Y<=3]) -13.682  0.08058  0.1295  0.1964  0.777

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept):1    -2.81153    0.36794   -7.641 2.15e-14 ***
(Intercept):2     0.35721    0.36402    0.981 0.326450
(Intercept):3     3.91079    0.37452   10.442 < 2e-16 ***
genderL           -0.65868    0.06699   -9.832 < 2e-16 ***
entrymodePMDK Madura  0.90834    0.54488    1.667 0.095510 .
entrymodeS1 Kerjasama 0.60213    0.29028    2.074 0.038053 *
entrymodeBidik Misi   0.97209    0.22048    4.409 1.04e-05 ***
entrymodeUM Desain  -0.53915    0.67967   -0.793 0.427632
entrymodePKM Mandiri -1.04330    0.09668  -10.791 < 2e-16 ***
entrymodePMDK Prestasi 0.72966    0.42414    1.720 0.085376 .
entrymodePKM Kemitraan -1.13233    0.11871   -9.539 < 2e-16 ***
entrymodePMDK Reguler  0.81055    0.10417    7.781 7.18e-15 ***
majorsistem Informasi 1.48871    0.21191    7.025 2.14e-12 ***
majorInformatika     2.47377    0.20772   11.909 < 2e-16 ***
majorSiskal          0.01665    0.21870    0.076 0.939298
majorKelautan        -0.70374    0.22110   -3.183 0.001458 **
majorPerkapalan      -0.55608    0.23900   -2.327 0.019981 *
majorPWK             1.35984    0.24189    5.622 1.89e-08 ***
majorGeomatika        0.38015    0.24290    1.565 0.117566
majorDespro          1.33387    0.68452    1.949 0.051341 .
majorArsitek         0.79681    0.22666    3.515 0.000439 ***
majorLingkungan      0.08846    0.21667    0.408 0.683064
```

majorSipil	1.18018	0.21032	5.611	2.01e-08	***
majorMaterial	1.33772	0.23130	5.784	7.31e-09	***
majorIndustri	0.85631	0.20388	4.200	2.67e-05	***
majorTekfis	1.09979	0.22105	4.975	6.52e-07	***
majorTekkim	1.73139	0.20428	8.476	< 2e-16	***
majorElektro	1.13856	0.20205	5.635	1.75e-08	***
majorMesin	-0.52831	0.20825	-2.537	0.011182	*
majorStatistika	0.33244	0.21224	1.566	0.117263	
majorkimia	0.13889	0.22510	0.617	0.537219	
majorBiologi	-0.69946	0.24733	-2.828	0.004684	**
majorFisika	-1.14932	0.24756	-4.643	3.44e-06	***
salaryRp4jt-Rp5jt	-0.15537	0.22195	-0.700	0.483922	
salaryRp3jt-Rp4jt	-0.11444	0.20290	-0.564	0.572716	
salaryRp2.5jt-Rp3jt	-0.17104	0.18309	-0.934	0.350208	
salaryRp2jt-Rp2.5jt	0.01853	0.15670	0.118	0.905890	
salaryRp1.5jt-Rp2jt	0.01506	0.15144	0.099	0.920794	
salaryRp1jt-Rp1.5jt	0.11821	0.15965	0.740	0.459029	
salary0-Rp. 500rb	-0.34700	0.27934	-1.242	0.214160	
highschoolPONPES	-1.35789	2.19991	-0.617	0.537071	
highschoolSMALN	-2.68732	1.57044	-1.711	0.087046	
highschoolSMKS	-0.60530	0.93817	-0.645	0.518799	
highschoolSMKN	-0.15248	0.41246	-0.370	0.711612	
highschoolMAS	-1.44362	0.96569	-1.495	0.134936	
highschoolSMAS	-0.47213	0.27501	-1.717	0.086019	
highschoolSMAN	-0.05593	0.26128	-0.214	0.830491	
hometownLUAR					
JATIM(JAWA)	0.05622	0.12316	0.457	0.648024	
hometownLUARJAWA	0.21964	0.10667	2.059	0.039493	*
hometownSBY	-0.24334	0.07674	-3.171	0.001519	**
jobLain-lain	0.15105	0.14368	1.051	0.293130	
jobGuru					
/ dosen negeri	-0.25836	0.11167	-2.314	0.020693	*
jobPegawai negeri,					
bukan guru / dosen	-0.15460	0.08567	-1.805	0.071141	
jobA B R I	-0.08758	0.20538	-0.426	0.669787	
jobGuru /					
dosen swasta	-0.15900	0.21887	-0.726	0.467549	
jobPedagang /					
wiraswasta	0.08482	0.09468	0.896	0.370336	

```

jobProfesional
perorangan      -0.03724    0.30864   -0.121  0.903963
jobPetani/nelayan  0.35009    0.16799    2.084  0.037160 *
jobBuruh        0.18456    0.23830    0.774  0.438646
jobPensiunan pegawai
negeri / ABRI   -0.15564    0.16359   -0.951  0.341403
jobPensiunanswasta 0.20883    0.28663    0.729  0.466251
indexipmMENENGAH
ATAS            0.07935    0.08814    0.900  0.368006
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.'
' 0.1 ' ' 1

Number of linear predictors: 3

Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]),
logit(P[Y<=2]), logit(P[Y<=3])

Dispersion Parameter for cumulative family: 1

Residual deviance: 8498.781 on 13879 degrees of freedom

Log-likelihood: -4249.391 on 13879 degrees of freedom

Number of iterations: 5

```

4. Pengujian individu variabel signifikan partisi data 80:20

```

Call:
vglm(formula = gpa ~ gender + entrymode + major + job
+ hometown,
      family = cumulative(parallel = TRUE), data = ip8)

Pearson residuals:
              Min          1Q       Median          3Q          Max
logit(P[Y<=1]) -1.272 -0.35164 -0.2127  -0.1275  11.5258
logit(P[Y<=2]) -7.626 -0.83854  0.2940   0.7506   3.1654
logit(P[Y<=3]) -13.249  0.08227  0.1304   0.1972   0.6568

```


Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept):1	-2.869398	0.217721	-13.179	< 2e-16	***
(Intercept):2	0.284219	0.211090	1.346	0.178162	
(Intercept):3	3.820225	0.227807	16.770	< 2e-16	***
genderL	-0.658425	0.066634	-9.881	< 2e-16	***
entrymodePMDKMadura	0.913776	0.542668	1.684	0.092209	.
entrymodeSIkerjasama	0.359145	0.283021	1.269	0.204451	
entrymodeBidik Misi	0.892211	0.208752	4.274	1.92e-05	***
entrymodeUM Desain	-0.605595	0.676908	-0.895	0.370975	
entrymodePKM Mandiri	-1.100139	0.092650	-11.874	< 2e-16	***
entrymodePMDK					
Prestasi	0.739170	0.422334	1.750	0.080083	.
entrymodePKM					
Kemitraan	-1.270935	0.112092	-11.338	< 2e-16	***
entrymodePMDKReguler	0.824088	0.102687	8.025	1.01e-15	***
majorSistemInformasi	1.472427	0.210316	7.001	2.54e-12	***
majorInformatika	2.488903	0.206135	12.074	< 2e-16	***
majorSiskal	-0.001083	0.216645	-0.005	0.996010	
majorKelautan	-0.688299	0.219770	-3.132	0.001737	**
majorPerkapalan	-0.542880	0.237826	-2.283	0.022449	*
majorPWK	1.373691	0.240579	5.710	1.13e-08	***
majorGeomatika	0.387647	0.241575	1.605	0.108568	
majorDespro	1.321442	0.681991	1.938	0.052669	.
majorArsitek	0.769426	0.224936	3.421	0.000625	***
majorLingkungan	0.093795	0.215134	0.436	0.662849	
majorSipil	1.186015	0.208893	5.678	1.37e-08	***
majorMaterial	1.349105	0.229938	5.867	4.43e-09	***
majorIndustri	0.881165	0.201963	4.363	1.28e-05	***
majorTekfis	1.098912	0.219957	4.996	5.85e-07	***
majorTekkim	1.733516	0.203088	8.536	< 2e-16	***
majorElektro	1.148753	0.200461	5.731	1.00e-08	***
majorMesin	-0.511488	0.207114	-2.470	0.013527	*
majorStatistika	0.331023	0.211085	1.568	0.116834	
majorKimia	0.162898	0.224000	0.727	0.467090	
majorBiologi	-0.711152	0.246198	-2.889	0.003870	**
majorFisika	-1.167629	0.246094	-4.745	2.09e-06	***
jobLain-lain	0.185682	0.140107	1.325	0.185077	
jobGuru/dosennegeri	-0.224122	0.109735	-2.042	0.041113	*


```

jobPegawai negeri,
bukan guru / dosen      -0.111069   0.084348  -1.317  0.187906
jobA B R I                -0.067068   0.203859  -0.329  0.742163
jobGuru / dosen swasta   -0.131698   0.217946  -0.604  0.545665
jobPedagang/wiraswasta    0.109374   0.093893   1.165  0.244070
jobProfesionalperorangan  0.017109   0.307565   0.056  0.955640
jobPetani / nelayan       0.395719   0.161845   2.445  0.014483 *
jobBuruh                  0.260079   0.231888   1.122  0.262046
jobPensiunan pegawai
negeri / ABRI             -0.096203   0.161945  -0.594  0.552481
jobPensiunan swasta       0.262680   0.284726   0.923  0.356231
hometownLUAR JATIM(JAWA)  0.025477   0.119305   0.214  0.830901
hometownLUARJAWA          0.164733   0.102677   1.604  0.108629
hometownSBY               -0.248826   0.072662  -3.424  0.000616 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Number of linear predictors:  3

Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2]),
logit(P[Y<=3])

Dispersion Parameter for cumulative family:  1

Residual deviance: 8532.797 on 13894 degrees of freedom

Log-likelihood: -4266.398 on 13894 degrees of freedom

Number of iterations: 5

```

5. Pengujian individu semua variabel partisi data 70:30

```

Call:
vglm(formula = gpa ~ gender + entymode + major + salary
+ highschool +
hometown + job + indexipm, family = cumulative
(parallel = TRUE),
data = ip7)

Pearson residuals:
      Min       1Q   Median       3Q      Max
logit(P[Y<=1]) -1.270 -0.34367 -0.2095 -0.1232 11.5820
logit(P[Y<=2]) -8.031 -0.81828  0.2882  0.7427  3.5303

```

logit(P[Y<=3]) -14.345 0.07952 0.1271 0.1916 0.8138

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z	value	Pr(> z)	
(Intercept):1	-3.1251755	0.3675212	-8.503	< 2e-16	***	
(Intercept):2	0.0806849	0.3621476	0.223	0.823695		
(Intercept):3	3.6727885	0.3740980	9.818	< 2e-16	***	
genderL	-0.6848573	0.0728162	-9.405	< 2e-16	***	
entrymodeBidik Misi	0.9995558	0.2378938	4.202	2.65e-05	***	
entrymodePMDK Madura	0.7299317	0.6165023	1.184	0.236418		
entrymodeSIKerjasama	0.5189968	0.3231371	1.606	0.108248		
entrymodeUM Desain	-0.3167993	0.7309952	-0.433	0.664738		
entrymodePKMMandiri	-1.0379286	0.1049850	-9.886	< 2e-16	***	
entrymodePMDK Prestasi	0.8394554	0.4557349	1.842	0.065478	.	
entrymode						
PKMKemitraan	-1.1460210	0.1305288	-8.780	< 2e-16	***	
entrymodePMDK Reguler	0.8641694	0.1130081	7.647	2.06e-14	***	
majorSistemInformasi	1.4592943	0.2279045	6.403	1.52e-10	***	
majorInformatika	2.5517938	0.2234282	11.421	< 2e-16	***	
majorSiskal	0.0792561	0.2380777	0.333	0.739210		
majorKelautan	-0.6744760	0.2390240	-2.822	0.004776	**	
majorPerkapalan	-0.5814733	0.2598522	-2.238	0.025240	*	
majorPWK	1.2982900	0.2622375	4.951	7.39e-07	***	
majorGeomatika	0.4438509	0.2629579	1.688	0.091427	.	
majorDespro	1.1463691	0.7354748	1.559	0.119072		
majorArsitek	0.8912919	0.2452442	3.634	0.000279	***	
majorLingkungan	0.2178468	0.2346532	0.928	0.353212		
majorSipil	1.1746091	0.2265029	5.186	2.15e-07	***	
majorMaterial	1.4239752	0.2503219	5.689	1.28e-08	***	
majorIndustri	1.0578602	0.2187471	4.836	1.32e-06	***	
majorTekfis	1.1529855	0.2395530	4.813	1.49e-06	***	
majorTekkim	1.7323649	0.2192358	7.902	2.75e-15	***	
majorElektro	1.2713548	0.2170640	5.857	4.71e-09	***	
majorMesin	-0.4002044	0.2221877	-1.801	0.071671	.	
majorStatistika	0.3977025	0.2277785	1.746	0.080810	.	
majorKimia	0.2934579	0.2434424	1.205	0.228029		
majorBiologi	-0.6330943	0.2653239	-2.386	0.017027	*	
majorFisika	-1.1022972	0.2653545	-4.154	3.27e-05	***	
salaryRp4JT-Rp.5jt	-0.2110339	0.2386147	-0.884	0.376473		
salaryRp3jt-Rp4jt	-0.2069545	0.2191043	-0.945	0.344890		
salaryRp2,5-Rp3jt	-0.2633472	0.1984580	-1.327	0.184520		
salaryRp2jt-Rp2,5jt	0.0039869	0.1683943	0.024	0.981111		
salaryRp1,5-Rp2jt	-0.0080149	0.1626167	-0.049	0.960690		
salaryRp1jt-Rp1,5jt	0.1339171	0.1725936	0.776	0.437802		
salary0-500rb	-0.5375720	0.2992276	-1.797	0.072410	.	
highschoolPONPES	-1.2055802	2.2156957	-0.544	0.586366		
highschoolSMALN	-2.5632842	1.5822848	-1.620	0.105235		
highschoolSMKS	-0.4900732	0.9465463	-0.518	0.604634		
highschoolSMKN	0.0185016	0.4406114	0.042	0.966506		
highschoolIMAS	-1.3279807	0.9751517	-1.362	0.173255		
highschoolSMAS	-0.3392603	0.2929900	-1.158	0.246895		
highschoolSMAN	0.0466127	0.2780203	0.168	0.866851		
hometownLUAR						
JATIM (JAWA)	0.0677536	0.1345367	0.504	0.614538		
hometownLUARJAWA	0.2402332	0.1163743	2.064	0.038988	*	
hometownSBY	-0.2244268	0.0827635	-2.712	0.006695	**	
jobGuru/						
dosen negeri	-0.2377555	0.1205555	-1.972	0.048591	*	
jobLainnya	0.2463417	0.1551241	1.588	0.112280		
jobPegawai negeri						

```

bukan guru/dosen -0.1092123 0.0929506 -1.175 0.240015
jobA B R I -0.0002928 0.2236338 -0.001 0.998955
jobGuru/dosen
swasta -0.0135705 0.2365995 -0.057 0.954261
jobPedagang 0.1511542 0.1028910 1.469 0.141814
jobProfesional -0.1765405 0.3292455 -0.536 0.591822
jobPetani/nelayan 0.3411872 0.1839657 1.855 0.063650
jobKerjaburuh 0.2956454 0.2549615 1.160 0.246224
jobPensiunan
pegawainegeri/ABRI -0.0991032 0.1809975 -0.548 0.584008
jobPensiunanswasta 0.3318828 0.2966966 1.119 0.263314
indexipm
MENENGAHATAS 0.1207900 0.0957597 1.261 0.207170
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.'
0.1 ' ', 1

Number of linear predictors: 3

Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2])
, logit(P[Y<=3])

Dispersion Parameter for cumulative family: 1

Residual deviance: 7201.924 on 11848 degrees of freedom

Log-likelihood: -3600.962 on 11848 degrees of freedom

Number of iterations: 5

```

6. Pengujian individu variabel signifikan partisi data 70:30

```

Call:
vglm(formula = gpa ~ gender + entrymode + major + hometown +
      job, family = cumulative(parallel = TRUE), data = ip7)

Pearson residuals:

      Min      1Q  Median      3Q      Max
logit(P[Y<=1]) -1.181 -0.3449 -0.2113 -0.1239 11.2321
logit(P[Y<=2]) -7.481 -0.8224  0.2932  0.7476  3.2274
logit(P[Y<=3]) -13.709  0.0806  0.1288  0.1926  0.6814

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept):1   -3.04618    0.20253  -15.040 < 2e-16 ***
(Intercept):2    0.14029    0.19324   0.726 0.467851
(Intercept):3    3.71217    0.21436  17.317 < 2e-16 ***
genderL          -0.67986    0.07236  -9.396 < 2e-16 ***

```


entrymodeBidik Misi	0.90218	0.22530	4.004	6.22e-05	***
entrymodePMDK Madura	0.78185	0.61273	1.276	0.201949	
entrymodeSl kerjasama	0.26495	0.31494	0.841	0.400198	
entrymodeUM Desain	-0.41819	0.72791	-0.575	0.565624	
entrymodePKM Mandiri	-1.11003	0.10050	-11.045	< 2e-16	***
entrymodePMDK Prestasi	0.85268	0.45342	1.881	0.060033	.
entrymodePKM Kemitraan	-1.31698	0.12281	-10.724	< 2e-16	***
entrymodePMDK Reguler	0.87079	0.11129	7.824	5.10e-15	***
majorSistem Informasi	1.44091	0.22606	6.374	1.84e-10	***
majorInformatika	2.56735	0.22151	11.590	< 2e-16	***
majorSiskal	0.05929	0.23558	0.252	0.801276	
majorKelautan	-0.65088	0.23747	-2.741	0.006128	**
majorPerkapalan	-0.55985	0.25844	-2.166	0.030291	*
majorPWK	1.31886	0.26071	5.059	4.22e-07	***
majorGeomatika	0.45394	0.26141	1.737	0.082473	.
majorDespro	1.15895	0.73269	1.582	0.113700	
majorArsitek	0.86413	0.24341	3.550	0.000385	***
majorLingkungan	0.21558	0.23279	0.926	0.354420	
majorSipil	1.19461	0.22482	5.314	1.08e-07	***
majorMaterial	1.43967	0.24876	5.787	7.15e-09	***
majorIndustri	1.08038	0.21665	4.987	6.14e-07	***
majorTekfis	1.14898	0.23818	4.824	1.41e-06	***
majorTekkim	1.74308	0.21780	8.003	1.21e-15	***
majorElektro	1.27823	0.21518	5.940	2.85e-09	***
majorMesin	-0.37688	0.22086	-1.706	0.087934	.
majorStatistika	0.39643	0.22624	1.752	0.079725	.
majorKimia	0.32127	0.24209	1.327	0.184490	
majorBiologi	-0.64622	0.26402	-2.448	0.014381	*
majorFisika	-1.09651	0.26353	-4.161	3.17e-05	***
hometownLUAR					
JATIM(JAWA)	0.02897	0.13014	0.223	0.823834	
hometownLUARJAWA	0.18899	0.11213	1.685	0.091911	.
hometownSBY	-0.21857	0.07836	-2.789	0.005279	**
jobGuru /dosen negeri	-0.19271	0.11850	-1.626	0.103900	
jobLainnya	0.28592	0.15052	1.899	0.057503	.
jobPegawai negeri					
bukan guru/dosen	-0.05708	0.09145	-0.624	0.532513	
jobA B R I	0.02381	0.22162	0.107	0.914443	
jobGuru/dosen swasta	0.00713	0.23565	0.030	0.975863	
jobPedagang	0.18482	0.10200	1.812	0.069987	.


```

jobProfesional      -0.12397    0.32793   -0.378  0.705416
jobPetani / nelayan  0.38833    0.17815    2.180  0.029275 *
jobKerjaburuh       0.38111    0.24811    1.536  0.124533
jobPensiunan pegawai negeri / ABRI  -0.02627    0.17899   -0.147  0.883321
jobPensiunan swasta  0.40359    0.29454    1.370  0.170616
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Number of linear predictors: 3

Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2]),
logit(P[Y<=3])

Dispersion Parameter for cumulative family: 1

Residual deviance: 7236.927 on 11863 degrees of freedom

Log-likelihood: -3618.464 on 11863 degrees of freedom

Number of iterations: 5

```

7. Pengujian individu semua variabel partisi data 60:40

```

Call:
vglm(formula = gpa ~ gender + entrymode + major + salary
+ highschool +
      hometown + job + index, family = cumulative
(parallel = TRUE),
      data = lama6)

Pearson residuals:
             Min       1Q   Median       3Q      Max
logit(P[Y<=1]) -2.330 -0.3489 -0.2094 -0.1226 10.9399
logit(P[Y<=2]) -6.868 -0.8264  0.2794  0.7323  3.3712
logit(P[Y<=3]) -12.854  0.0803  0.1307  0.1970  0.8095

Coefficients:

```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept):1	-3.166079	0.415439	-7.621	2.52e-14	***
(Intercept):2	0.022246	0.409222	0.054	0.956647	
(Intercept):3	3.579228	0.422005	8.481	< 2e-16	***
genderL	-0.686116	0.083013	-8.265	< 2e-16	***
entrymodeBidik Misi	0.578982	0.260904	2.219	0.026477	*
entrymodePMDK Madura	2.053948	0.825756	2.487	0.012870	*
entrymodes1 Kerjasama	0.364992	0.354288	1.030	0.302910	
entrymodeUM Desain	-0.401325	0.775726	-0.517	0.604909	
entrymodePKM Mandiri	-1.033793	0.117182	-8.822	< 2e-16	***
entrymodePMDK Prestasi	0.938002	0.494729	1.896	0.057961	.
entrymodePKMKemitraan	-1.124700	0.142106	-7.915	2.48e-15	***
entrymodePMDK Reguler	0.655749	0.126870	5.169	2.36e-07	***
majorSistem Informasi	1.473538	0.256370	5.748	9.05e-09	***
majorInformatika	2.461292	0.251330	9.793	< 2e-16	***
majorSiskal	0.030539	0.266800	0.114	0.908871	
majorKelautan	-0.706926	0.268574	-2.632	0.008485	**
majorPerkapalan	-0.634049	0.287999	-2.202	0.027696	*
majorPWK	1.340571	0.284327	4.715	2.42e-06	***
majorGeomatika	0.544184	0.286699	1.898	0.057682	.
majorDespro	1.348640	0.778861	1.732	0.083353	.
majorArsitek	0.795795	0.273350	2.911	0.003600	**
majorLingkungan	0.121635	0.262245	0.464	0.642775	
majorSipil	1.117634	0.253673	4.406	1.05e-05	***
majorMaterial	1.371587	0.278706	4.921	8.60e-07	***
majorIndustri	0.848033	0.244912	3.463	0.000535	***
majorTekfis	1.060491	0.266187	3.984	6.78e-05	***
majorTekkim	1.765857	0.247265	7.142	9.23e-13	***
majorElektro	1.173622	0.243203	4.826	1.40e-06	***
majorMesin	-0.681278	0.236416	-2.882	0.003955	**
majorStatistika	0.254021	0.258992	0.981	0.326687	
majorKimia	0.183334	0.269564	0.680	0.496432	
majorBiologi	-0.760280	0.294332	-2.583	0.009793	**
majorFisika	-1.011973	0.302969	-3.340	0.000837	***
salaryRp4jt-Rp. 5jt	-0.290736	0.276383	-1.052	0.292832	
salaryRp3jt-Rp. 4jt	-0.572984	0.242741	-2.360	0.018251	*
salaryRp2.5jt-p3jt	-0.264052	0.219111	-1.205	0.228164	
salaryRp2jt-Rp2.5jt	-0.083547	0.191506	-0.436	0.662647	
salaryRp1.5jt-Rp2jt	-0.091752	0.184058	-0.498	0.618133	

salaryRp1jt-Rp1.5jt	-0.059544	0.193866	-0.307	0.758736
salary0-Rp. 500rb	-0.048532	0.315314	-0.154	0.877677
highschoolSMALUAR				
NEGERI	-2.287112	1.582463	-1.445	0.148378
highschoolSMKSWASTA	-0.413679	1.211736	-0.341	0.732807
highschoolSMK NEGERI	0.212759	0.542421	0.392	0.694881
highschoolMA SWASTA	-1.770597	1.012326	-1.749	0.080284
highschoolSMA SWASTA	0.090457	0.332698	0.272	0.785708
highschoolSMA NEGERI	0.285933	0.315828	0.905	0.365283
hometownLUAR JAWA	0.179205	0.130145	1.377	0.168523
hometownLUARJATIM(JAWA)	0.098590	0.147820	0.667	0.504798
hometownSURABAYA	-0.199005	0.094656	-2.102	0.035518 *
jobGuru / dosen swasta	-0.390198	0.267323	-1.460	0.144387
jobLain - lain	0.160415	0.161843	0.991	0.321598
jobPegawai negeri,				
bukan guru / dosen	-0.124370	0.098861	-1.258	0.208380
jobA B R I	-0.083557	0.231653	-0.361	0.718325
jobPedagang/wiraswasta	0.109475	0.110522	0.991	0.321916
jobProfesional				
perorangan	-0.157185	0.383740	-0.410	0.682090
jobPetani /nelayan	0.291350	0.199628	1.459	0.144436
jobBuruh	0.006655	0.273706	0.024	0.980601
jobPensiunan pegawai				
negeri / ABRI	-0.136347	0.187027	-0.729	0.465987
jobPensiunan swasta	0.082402	0.318890	0.258	0.796097
indexMENENGAH ATAS	0.186891	0.107638	1.736	0.082513

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Number of linear predictors: 3				
Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2]), logit(P[Y<=3])				
Dispersion Parameter for cumulative family: 1				
Residual deviance: 5665.106 on 9270 degrees of freedom				
Log-likelihood: -2832.553 on 9270 degrees of freedom				
Number of iterations: 6				

8. Pengujian individu variabel signifikan partisi data 60:40

Call:					
vglm(formula = gpa ~ gender + major + entrymode + hometown, family = cumulative(parallel = TRUE), data = lama6)					
Pearson residuals:					
	Min	1Q	Median	3Q	Max
logit(P[Y<=1])	-1.858	-0.3629	-0.2128	-0.1287	10.718
logit(P[Y<=2])	-5.788	-0.8560	0.2953	0.7372	3.302
logit(P[Y<=3])	-11.233	0.0856	0.1319	0.2058	0.683
Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept):1	-2.74522	0.20212	-13.582	< 2e-16	***
(Intercept):2	0.37873	0.19339	1.958	0.050189	.
(Intercept):3	3.81252	0.21531	17.707	< 2e-16	***
genderL	-0.69676	0.07745	-8.996	< 2e-16	***
majorSistem Informasi	1.36302	0.24255	5.619	1.92e-08	***
majorInformatika	2.31767	0.23569	9.833	< 2e-16	***
majorSiskal	0.02353	0.25135	0.094	0.925402	.
majorkelautan	-0.76089	0.25239	-3.015	0.002572	**
majorPerkapalan	-0.60563	0.27168	-2.229	0.025798	*
majorPWK	1.30748	0.27114	4.822	1.42e-06	***
majorGeomatika	0.51774	0.27241	1.901	0.057356	.
majorDespro	1.45714	0.72345	2.014	0.043992	*
majorArsitek	0.68193	0.25752	2.648	0.008095	**
majorLingkungan	0.03769	0.24880	0.151	0.879594	.
majorSipil	1.06014	0.24102	4.399	1.09e-05	***
majorMaterial	1.28035	0.26270	4.874	1.09e-06	***
majorIndustri	0.79646	0.23049	3.455	0.000549	***
majorTekfis	1.08780	0.25376	4.287	1.81e-05	***
majorTekkim	1.67437	0.23307	7.184	6.77e-13	***
majorElektro	1.08177	0.22847	4.735	2.19e-06	***
majorMesin	-0.69853	0.22381	-3.121	0.001802	**
majorStatistika	0.22430	0.24168	0.928	0.353368	.
majorKimia	0.14274	0.25680	0.556	0.578328	.
majorBiologi	-0.77835	0.27885	-2.791	0.005250	**

majorFisika	-0.89767	0.27962	-3.210	0.001326	**
entrymodeBidik Misi	0.78468	0.22798	3.442	0.000578	***
entrymodePMDK Madura	1.60268	0.72913	2.198	0.027944	*
entrymodeSl Kerjasama	0.05876	0.32478	0.181	0.856430	
entrymodeUM Desain	-0.65631	0.71981	-0.912	0.361881	
entrymodePKM Mandiri	-1.06635	0.10429	-10.225	< 2e-16	***
entrymodePMDK Prestasi	0.92560	0.44977	2.058	0.039597	*
entrymodePKM Kemitraan	-1.26612	0.12606	-10.044	< 2e-16	***
entrymodePMDK Reguler	0.63519	0.11370	5.587	2.31e-08	***
hometownLUAR JAWA	0.13114	0.11877	1.104	0.269519	
hometownLUAR JATIM(JAWA)	0.03129	0.13616	0.230	0.818229	
hometownSURABAYA	-0.26081	0.08363	-3.118	0.001818	**

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					
Number of linear predictors: 3					
Names of linear predictors: logit(P[Y<=1]), logit(P[Y<=2]), logit(P[Y<=3])					
Dispersion Parameter for cumulative family: 1					

BIODATA PENULIS



Penulis dilahirkan di Madiun pada tanggal 28 Juli 1993. Penulis merupakan anak sulung dari tiga bersaudara. Pendidikan formal ditempuh di SDN 2 Geger, SMPN 1 Dolopo, dan SMAN 1 Geger Kabupaten Madiun, dan kemudian diterima pada Jurusan Sistem Informasi FTIF-ITS pada tahun 2011 melalui jalur SNMPTN tulis dan terdaftar dengan NRP 5211100113.

Ketertarikan penulis pada *data mining*, *business intelligent*, dan *artificial intelligent* mendorong penulis untuk mengambil Bidang Minat Sistem Pendukung Keputusan (SPK). Penulis aktif di kegiatan Organisasi pada Himpunan Mahasiswa Sistem Informasi (HMSI). Penulis pernah menjabat sebagai staff Departemen Kewirausahaan HMSI periode 2012 – 2013 dan Sekretaris Umum Departemen Sosial Masyarakat HMSI periode 2013-2014. Selain itu penulis juga pernah bergabung sebagai reporter majalah GengSI Sistem Informasi dan sejak tahun 2013 hingga sekarang penulis aktif dalam komunitas pecinta lingkungan Sobat Bumi Pertamina Foundation. Untuk kepentingan penelitian, penulis dapat dihubungi melalui email rindchi@gmail.com.

Halaman ini sengaja dikosongkan

